



TESIS - TE142599

**DETEKSI KONDISI LELAH BERBASIS SINYAL
ELECTROENCEPHALOGRAPH (EEG) SATU
KANAL MENGGUNAKAN *LINEAR DISCRIMINANT
ANALYSIS* (LDA)**

MUHAMMAD AFIF HENDRAWAN
07111550050202

DOSEN PEMBIMBING

Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018



TESIS - TE142599

**DETEKSI KONDISI LELAH BERBASIS SINYAL
ELECTROENCEPHALOGRAPH (EEG) SATU
KANAL MENGGUNAKAN *LINEAR DISCRIMINANT
ANALYSIS* (LDA)**

MUHAMMAD AFIF HENDRAWAN
07111550050202

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T.)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:

Muhammad Afif Hendrawan
NRP. 07111550050202

Tanggal Ujian : 19 Desember 2017
Periode Wisuda : Maret 2018

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)
NIP: 195809161986011001
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T. (Pembimbing II)
NIP: 197605052008121003
3. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. (Penguji I)
NIP: 195409251978031001
4. Mochammad Hariadi, S.T., M.Sc., Ph.D. (Penguji II)
NIP: 196912091997031003
5. Dr. Diah Puspito Wulandari, S.T., M.Sc. (Penguji III)
NIP: 198012192005012001

Dekan Fakultas Teknologi Elektro

Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.
NIP. 197002121995121001

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“DETEKSI KONDISI LELAH BERBASIS SINYAL *ELECTROENCEPHALOGRAPH (EEG)* SATU KANAL MENGGUNAKAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)*”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 19 Desember 2017



Muhammad Afif Hendrawan

NRP. 07111550050202

Halaman ini sengaja dikosongkan

DETEKSI KONDISI LELAH BERBASIS SINYAL *ELECTROENCEPHALOGRAPH* (EEG) SATU KANAL MENGUNAKAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS* (LDA)

Nama mahasiswa : Muhammad Afif Hendrawan
NRP : 07111550050202
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

ABSTRAK

Kondisi kelelahan dapat menjadi permasalahan serius jika tidak ditangani dengan tepat, khususnya kondisi kelelahan mental. Kondisi kelelahan mental sangat erat hubungannya dengan tingkat kemampuan dan konsentrasi yang dimiliki oleh seseorang. Selain itu, kondisi kelelahan mental juga dapat menjadi indikasi penyakit berbahaya tertentu. Banyak penelitian telah dilakukan untuk mendeteksi kondisi kelelahan secara mental ini. Pengukuran secara subjektif, kognitif, dan fisiologis telah diusulkan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Di antara metode-metode tersebut pengukuran dengan menggunakan pengukuran fisiologis, khususnya dengan memanfaatkan sinyal *electroencephalograph* (EEG) dirasa paling akurat dan paling banyak digunakan.

Meskipun demikian, pemanfaatan sinyal EEG untuk mendeteksi kelelahan secara mental masih terkendala dengan proses komputasi yang kompleks, karena memanfaatkan banyak kanal dalam perekaman sinyal EEG. Tingkat kompleksitas yang tinggi ini membuat pemanfaatan hasil penelitian yang telah dilakukan sulit untuk di implementasikan pada kondisi sebenarnya. Sehingga diperlukan paradigma baru yang dapat digunakan untuk mendeteksi kondisi kelelahan mental dengan metode yang lebih sederhana.

Pada penelitian ini diusulkan metode pendeteksian kelelahan mental dengan menggunakan sinyal EEG yang diambil dari satu kanal. Untuk mendapatkan informasi yang lebih detail mengenai ciri kondisi kelelahan mental, sinyal EEG dibagi ke dalam beberapa segmen. Metode klasifikasi LDA, QDA, dan SVM digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan oleh metode yang diusulkan. Akurasi sebesar 78.13% dengan menggunakan LDA. Hasil tersebut didapatkan dengan memanfaatkan segmentasi dengan panjang segmen sebesar 60 detik. Berdasarkan hasil tersebut dapat dibuktikan bahwa pendeteksian kondisi kelelahan mental dapat menggunakan sinyal EEG yang didapatkan hanya dari satu kanal.

Kata kunci: kelelahan, kelelahan mental, EEG, LDA

Halaman ini sengaja dikosongkan

FATIGUE DETECTION BASED SINGLE CHANNEL ELECTROENCEPHALOGRAM (EEG) SIGNAL USING LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)

By : Muhammad Afif Hendrawan
Student ID Number : 07111550050202
Supervisor(s) : 1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.

ABSTRACT

Fatigue condition can be a serious problem if it not handled properly, especially mental fatigue condition. Mental fatigue condition is a type of fatigue that related to cognitive and concentration ability of human being. It also has a correlation with acute or chronic illness. Many previous researchers tried to find an effective method to detect mental fatigue condition. Methods like subjective measurement, cognitive measurement, and physiological measurement have been used in the previous research. However, physiological measurement seems more promising to detect mental fatigue condition. Electroencephalogram (EEG) signal is the most widely used as a physiological measurement in this case.

Nevertheless, mental fatigue detection using EEG signal has some problem such as complex computation. The complex computation problem was caused by multi-channel electrode sensor which used to record EEG signal. This problem lead to difficult implementation in real life condition. Another solution need to be proposed to solve the implementation problem. The new solution must be as simple as possible.

In this research, mental fatigue detection using EEG signal using single channel sensor has been proposed. Window segmentation method was used to get more information about mental fatigue characteristics. LDA, QDA, and SVM also used to classify mental fatigue condition. According to our experiments, LDA yield the highest performance with 78.13% of accuracy. This result obtained from 60 second length of window segmentation. This result showed that mental fatigue can be detect using EEG signal which captured only from single channel.

Key words: fatigue, mental fatigue, EEG, LDA

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Pertama, penulis mengucapkan alhamdulillah sebagai ungkapan syukur atas segala rahmat dan anugerah dari Allah SWT sehingga pengerjaan tesis dengan judul “Deteksi Kondisi Lelah Berbasis Sinyal *Electroencephalograph* (EEG) Menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA)” dapat diselesaikan. Penulisan laporan tesis ini merupakan salah satu syarat dalam rangka menyelesaikan studi magister di Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Kedua, penulis ingin menyampaikan alasan terkait dengan topik yang diangkat dalam tesis yang diberi judul “Deteksi Kondisi Lelah Berbasis Sinyal *Electroencephalograph* (EEG) Menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA)”. Ketertarikan penulis berawal dari penelitian yang dilakukan oleh seorang teman mengenai fenomena aktivitas otak yang dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang termasuk dalam ranah biomedis. Aktivitas otak manusia yang sangat kompleks menjadi tantangan tersendiri untuk mengungkap informasi-informasi yang mungkin terkandung di dalamnya. Pada penelitian ini, penulis memutuskan untuk berfokus pada aktivitas terkait dengan kondisi kelelahan mental dan mencoba untuk mendeteksinya. Kondisi kelelahan mental dipilih sebab, kondisi ini merupakan kondisi yang dapat menyebabkan permasalahan terutama pada pekerja dengan tuntutan ketahanan kondisi mental yang sangat tinggi. Penulis berharap, dengan penelitian yang dilakukan dapat membantu mengurangi risiko-risiko yang mungkin muncul akibat kelelahan mental.

Ketiga, penulis menyadari bahwa tanpa bantuan, bimbingan, saran, serta semangat dari banyak pihak, penulis tidak dapat menyelesaikan tesis ini dengan baik. Untuk itu, penulis ingin mengucapkan rasa terima kasih yang amat sangat kepada,

1. Orang tua penulis, Bapak Joko Supriyanto dan Ibu Jumala yang tidak pernah lupa dan tidak pernah lelah untuk mengingatkan dan memberikan semangat kepada penulis mulai dari awal studi program magister hingga penyelesaian

tesis. Penulis juga mengucapkan permintaan maaf jika selama proses studi banyak merepotkan beliau.

2. Bapak Dr. Tri Arief Sarjono, S.T., M.T., selaku dekan Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
3. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T., selaku koordinator bidang program magister Jaringan Cerdas Multimedia, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Insititut Teknologi Sepuluh Nopember.
4. Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng., selaku dosen pembimbing pertama yang selalu sabar membimbing, memberikan semangat, serta memberikan saran baik dalam ranah akademis maupun di luar akademis, serta mengingatkan penulis jika penulis mulai melenceng dari kewajibannya. Berkat beliau juga, penulis berkesempatan untuk mengikuti kegiatan “Summer School on Biomedical Imaging” di Malaysia. Sungguh pengalaman ini sangat berharga dan tidak terlupakan bagi penulis.
5. Bapak Dr. Adhi Dhama Wibawa, S.T., M.T., selaku dosen pembimbing kedua yang selalu memberikan arahan baik secara teknik maupun non teknis terkait dengan tesis yang penulis kerjakan. Berkat beliau juga, penulis mantap untuk mengambil topik tesis yang telah dikerjakan. Penulis juga ingin mengucapkan permohonan maaf jika selama proses bimbingan dengan beliau penulis sering kali menunda tugas yang diberikan sehingga beliau harus mengingatkan kembali mengenai kewajiban penulis.
6. Seluruh dosen program magister bidang JCM, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember yang telah memberikan ilmunya kepada penulis selama menjalani studi program magister.
7. Mas-mas dan mbak-mbak kakak angkatan, Mas Oddy, Mas Faisal, Mas, Adlian, Mas Yogi, Pak Ipan, Mbak Niya, Mbak Vika, Mbak Amalia yang selalu dapat menjadi teman serta guru selama penulis menjalani studi di JCM. Terkhusus untuk Mas Oddy yang telah bersedia menyediakan waktu, tenaga, ilmunya untuk membantu penulis dalam masa studi hingga penyelesaian tesis, serta mengingatkan penulis malas mulai muncul.

8. Teman-teman satu angkatan Mas Prima, Mbak Nanda, Mas Farid, Mas Fadil, Mas Adi, Mas Medi, Mas Wega dan Mas Walid yang selalu dapat menjadi tempat curhat, bercanda, dan berguru selama menjadi studi di JCM.
9. Teman-teman laboratorium komputasi multimedia yang selalu membantu penulis selama pengerjaan tesis di laboratorium. Khusus untuk Sinchan, terima kasih telah membantu penulis dari awal penulis mendaftar sebagai anggota lab hingga menjadi *guide* penulis selama di laboratorium komputasi multimedia.
10. Teman-teman satu kos penulis Aji, Supri, Rizky, Jodi, Raka yang selalu dapat diandalkan ketika penulis membutuhkan sesuatu.
11. Mbak Dewi selaku teman yang selalu memberikan semangat selama proses pengerjaan tesis. Penulis juga ingin menyampaikan permintaan maaf jika sering mengganggu pada saat-saat yang tidak terduga. Ini karena beliau sering dapat menghibur penulis.
12. Mahasiswa program doktoral Departemen Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Bu Evi, Bu Ratna, Bu Diana, Bu Yuni yang telah memberikan nasihat-nasihat serta masukan dalam proses pengerjaan tesis. Untuk Bu Evi, terima kasih telah berbagi ilmu tentang EEG dan bersedia menyediakan waktu dan tenaga untuk berdiskusi terkait dengan topik penelitian penulis. Untuk Bu Ratna, terima kasih telah menyediakan tempat ketika penulis harus merantau ke Malang. Untuk Bu Diana, terima kasih telah membantu dalam proses pengecekan tingkat plagiarisme dari artikel yang ditulis oleh penulis.
13. Serta pihak-pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu yang terus membantu penulis baik secara langsung maupun tidak langsung dalam menjadi masa studi magister.

Surabaya, 19 Desember 2017

Muhammad Afif Hendrawan

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xvii
DAFTAR TABEL.....	xix
DAFTAR NOMENKLATUR.....	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Kontribusi	4
1.6 Metodologi Penelitian.....	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Kelelahan	7
2.2 Penilaian Subjektif Kelelahan Mental	8
2.2.1 NASA Task Load Index (NASA-TLX).....	8
2.2.2 Fatigue Severity Scale (FSS)	9
2.2.3 Swedish Occupational Fatigue Inventory (SOFI).....	10
2.3 Penilaian Kelelahan Mental dengan Pengukuran Kognitif.....	13
2.4 Kelelahan Mental Berdasarkan Pengukuran Fisiologis	15
2.5 Kelelahan Mental Berdasarkan Sinyal <i>Electroencephalograph</i> (EEG) ..	16
2.5.1 Sistem 10-20 Pada Perekaman Sinyal EEG.....	17
2.5.2 Neurosky Mindwave	18

2.5.3 Penelitian Terkait	19
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	39
3.1 Metode Pengambilan Data.....	39
3.1.1 Profil Partisipan	39
3.1.2 Prosedur Pengambilan Data.....	40
3.2 Metode Persiapan Pengolahan Data	44
3.2.1 Normalisasi	45
3.2.2 Pemisahan Sinyal EOG.....	45
3.2.3 Segmentasi	46
3.2.4 Filter Band	46
3.3 Metode Pengolahan Data.....	48
3.3.1 Ekstraksi Ciri	49
3.4 Klasifikasi	50
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	51
4.1 Hasil Pengukuran Subjektif.....	51
4.2 Hasil Pengukuran Kognitif	58
4.3 Hasil Pengolahan Sinyal EEG	59
4.3.1 Hasil Pra Pengolahan Data Sinyal EEG.....	60
4.3.2 Hasil Ekstraksi Ciri.....	63
4.3.3 Hasil Klasifikasi.....	65
BAB 5 KESIMPULAN	69
DAFTAR PUSTAKA	71
LAMPIRAN 1 KUESIONER SWEDISH OCCUPATIONAL FATIGUE INVENTORY (SOFI).....	77
BIODATA.....	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pengukuran tingkat kelelahan menggunakan HR, NASA-TLX, Borg, dan SOFI pada pekerja Asia dan Barat	12
Gambar 2.2 Metode pengukuran untuk menentukan lokasi elektrode berdasarkan Sistem 10-20 (Klem et al. 1999)	17
Gambar 2.3 Peletakan elektrode berdasarkan sistem 10-20 (Technologies Trans Cranial 2012)	18
Gambar 2.4 Posisi elektrode pada Neurosky Mindwave	19
Gambar 2.5 Peletakan elektrode pada alat Quick Cap - Compumedics Neuroscan (Chai et al. 2016).....	21
Gambar 2.6 Perbandingan rasio energi kondisi terjaga dan kondisi lelah berdasarkan (Zhao et al. 2014).....	27
Gambar 2.7 Sinyal EOG yang terekam dalam sinyal EEG pada saat berkedip.....	28
Gambar 2.8 Munculnya sinyal EOG akibat aktivitas kedipan mata.....	29
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian	39
Gambar 3.2 Prosedur pengambilan data	40
Gambar 3.3 Stimulus pengukuran kognitif Go/NoGo. (a) Kondisi awal. (b) Stimulus Go. (c) Stimulus NoGo	41
Gambar 3.4 Proses perekaman sinyal EEG	42
Gambar 3.5 Metode persiapan pengolahan data	44
Gambar 3.6 Dekomposisi sinyal EEG dengan menggunakan DWT	48
Gambar 3.7 Metode pengolahan data	49
Gambar 4.1 Tren peningkatan kondisi kelelahan pada dimensi PE dalam SOFI ..	52

Gambar 4.2 Tren peningkatan pada dimensi PD dalam SOFI.....	53
Gambar 4.3 Tren peningkatan pada dimensi LE dalam SOFI.....	54
Gambar 4.4 Tren peningkatan kondisi lelah pada dimensi LM dalam SOFI	55
Gambar 4.5 Tren peningkatan kondisi lelah pada dimensi SP	56
Gambar 4.6 Hasil pengukuran kelelahan dengan menggunakan kuesioner SOFI.....	58
Gambar 4.7 Hasil RT dari stimulus Go/NoGo pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental	59
Gambar 4.8 Sinyal EEG hasil normalisasi.....	60
Gambar 4.9 Hasil filter SG pada sinyal EEG	61
Gambar 4.10 Gelombang alpha dan beta hasil filter IIR	62
Gambar 4.11 Gelombang hasil alpha dan beta dari DWT menggunakan db4.....	63
Gambar 4.12 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri PP	66
Gambar 4.13 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db4.....	67
Gambar 4.14 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db5	68
Gambar 4.15 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db6	68

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ranking Fitur Berdasarkan W-NMIFS (Zhang et al. 2016)	22
Tabel 3.1 Kelompok segmentasi.....	46
Tabel 3.2 Rentang frekuensi gelombang delta, tetha, alpha, dan beta yang digunakan dalam penelitian	47
Tabel 4.1 Jumlah ciri setiap kelompok segmen dari filter band IIR	64
Tabel 4.2 Jumlah ciri setiap kelompok segmen dari dekomposisi DWT	64

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOMENKLATUR

1. T : Periode waktu
2. T_i : Periode waktu tertutupnya mata ke i pada *PERCLOS*
3. t : Interval waktu
4. p_i : Distribusi nilai DWT sinyal EEG pada segmen ke i
5. cA_3 : Nilai koefisien perkiraan yang dihasilkan pada level ke-3
6. M : Jumlah koefisien perkiraan DWT
7. $H_{shannon}$: Hasil entropi Shannon
8. P : Nilai *probability mass function*
9. Z : Sampel sinyal
10. α : Gelombang alpha
11. α_{low} : Gelombang alpha pada rentang 8 – 9 *Hz*
12. α_{high} : Gelombang alpha pada rentang 10 – 12 *Hz*
13. β : Gelombang beta
14. β_{low} : Gelombang beta pada rentang 13 – 17 *Hz*
15. β_{high} : Gelombang beta pada rentang 18 – 30 *Hz*
16. δ : Gelombang delta
17. θ : Gelombang tetha
18. μ : Nilai rata-rata atau mean
19. f : Frekuensi sinyal
20. f_s : Frekuensi sampling
21. f_1 : Batas awal frekuensi pada rentang frekuensi tertentu
22. f_2 : Batas akhir frekuensi pada rentang frekuensi tertentu

23. f_α : Frekuensi gelombang α
24. GF : Nilai gravitasi frekuensi
25. $S(f)$: Nilai estimasi PSD dengan menggunakan metode Welch
26. x : Data sinyal
27. $x(t)$: Data sinyal pada rentang waktu t
28. x_m : Data sinyal ke- m
29. PP : Nilai *power percentage*
30. PP_α : Nilai PP pada gelombang α
31. E : Energi pada gelombang EEG
32. D : Gelombang EEG hasil ISSBR-WPA
33. q : Tingkatan dekomposisi pada ISSBR-WPA
34. l : Tingkat dekomposisi wavelet pada ISSBR-WPA
35. F : Rasio energi gelombang EEG
36. s_n : Komponen independen ke- n
37. s_k : Komponen independen ke- k dengan $k = 1, \dots, n$
38. x_i : Merupakan sinyal ke- i
39. $|x_i|$: Nilai absolut sinyal ke- i
40. $a_{i,k}$: Parameter konstan atau matriks campuran pada ICA
41. a_k : Parameter konstan atau matriks campuran pada ICA ke- k
42. h_1 : Komponen pertama pada IMF pertama
43. Evp_{upper} : *Envelope* sinyal bagian atas
44. Evp_{lower} : *Envelope* sinyal bagian bawah
45. m_1 : Mean Evp_{upper} dan Evp_{lower} pada proses *shifting* pertama IMF

- 46. r_1 : Komponen residu pada proses *shifting* IMF pertama
- 47. r_n : Komponen residu ke- n
- 48. c_1 : Komponen pertama IMF pada EMD
- 49. Y_j : Hasil filter Savitzky Golay (SG) pada observasi sinyal ke- j
- 50. y_j : Sinyal bagian ke- j yang diobservasi pada proses filter (SG)
- 51. C_i : Ketetapan koefisien Savitzky-Golay pada data ke- i
- 52. w : Jendela konvolusi yang digunakan pada filter SG
- 53. w_R : Jendela konvolusi bagian kanan dari data ke- i pada filter SG
- 54. w_L : Jendela konvolusi bagian kiri dari data ke- i pada filter SG
- 55. x_{norm} : Data sinyal hasil proses normalisasi
- 56. x_{max} : Nilai maksimal dari data sinyal x
- 57. x_{min} : Nilai minimal dari data sinyal x
- 58. Sep : Rasio separasi pada LDA
- 59. σ : Nilai *variance*
- 60. γ : Proyeksi linier pada LDA
- 61. Cov : Nilai *covariance*

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pekerjaan dengan tingkat konsentrasi dan fokus yang tinggi menuntut kondisi tubuh yang prima dalam pelaksanaannya. Pekerja dituntut untuk tetap dalam kondisi prima dalam jangka waktu lama. Munculnya kondisi lelah pada saat bekerja tidak dapat dihindarkan. Berbagai permasalahan dalam pekerjaan dapat muncul jika pekerja dalam kondisi lelah. Kesalahan pengambilan keputusan, menurunnya kemampuan dalam menyerap informasi dan mengelola informasi merupakan di antara dampak dari kondisi lelah pada pekerja (Lal & Craig 2001). Pada pekerjaan seperti sopir atau pilot, kondisi lelah bahkan tidak dapat ditoleransi karena dapat berakibat fatal pada kondisi penumpang dan pengguna jalan lain. Dari risiko-risiko yang dapat ditimbulkan oleh kondisi lelah, diperlukan sistem pendeteksi kondisi lelah pada pekerja. Sistem pendeteksi kondisi lelah diharapkan mampu memberikan peringatan pada pekerja, sehingga risiko yang timbul akibat kondisi lelah dapat diminimalkan, menjaga kualitas pekerjaan yang dihasilkan, serta menjaga kondisi fisik dan mental pekerja agar tetap prima.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut tentunya perlu diketahui karakteristik kondisi lelah pada manusia. Salah satu cara yang digunakan untuk mengetahui karakteristik dan mengukur kondisi kelelahan mental adalah dengan melakukan pengukuran secara subjektif. Pengukuran secara subjektif dilakukan dengan cara memberikan sejumlah pertanyaan dalam bentuk kuesioner. Pertanyaan-pertanyaan dalam kuesioner tersebut dirancang agar sesuai dengan kebutuhan pengukuran kelelahan yang dibutuhkan, termasuk kelelahan mental (Christodoulou 2005). Namun terdapat permasalahan utama dalam pengukuran dengan menggunakan alat ukur subjektif, yaitu tingkat subjektifitas itu sendiri. Permasalahan tersebut sulit untuk dihindari karena subjek sendiri yang melakukan pengisian kuesioner. Sehingga hasil yang diberikan oleh pengukuran secara subjektif dapat bersifat bias atau tidak menggambarkan kondisi yang sesungguhnya.

Metode lain yang dapat digunakan untuk mengetahui karakteristik kondisi kelelahan mental adalah dengan pengukuran secara kognitif atau melalui uji kemampuan kognitif. Munculnya kondisi lelah pada aktivitas bekerja berkaitan dengan meningkatnya *time-on-task* (TOT) (Stern et al. 1994; Roy et al. 2014). TOT secara sederhana dapat didefinisikan sebagai waktu yang dibutuhkan seseorang dalam menyelesaikan sebuah pekerjaan. Pada penelitian yang dilakukan oleh Lal, *et. al*, terdapat korelasi antara turunnya performa dalam menyelesaikan pekerjaan terhadap waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan pekerjaan tersebut (Lal & Craig 2001). Jika dikaitkan dengan TOT, kondisi lelah yang menyebabkan turunnya performa TOT dapat dikategorikan sebagai kondisi lelah secara mental, atau kelelahan mental. Namun meskipun sudah bersifat subjektif, pengukuran berdasarkan uji kognitif juga tidak terlepas dari kekurangan. Pengukuran pada subjek dengan aktivitas harian yang serupa dengan pengujian kognitif, tidak akan memberikan hasil yang signifikan. Hal ini dapat terjadi karena subjek sudah terbiasa dengan aktivitas tersebut dan cenderung menghafalkan apa yang seharusnya dilakukan. Kelemahan yang lain adalah, tingkat kelelahan mental seseorang yang berbeda-beda. Dengan tingkat kelelahan yang berbeda-beda, maka lamanya aktivitas yang dapat membuat seseorang merasa lelah juga akan berbeda. Tingkat ketahanan tersebut dapat mempengaruhi hasil dari uji kognitif.

Metode lain yang ditawarkan untuk mengetahui karakteristik dari kelelahan mental adalah dengan pengukuran secara fisiologis. Pengukuran secara fisiologis memanfaatkan aktivitas yang terjadi pada tubuh manusia yang bekerja secara alamiah. Pengukuran dengan cara ini dinilai lebih obyektif dibandingkan dengan pengukuran dengan uji kognitif karena diukur langsung dari aktivitas yang terjadi pada tubuh subjek. Aktivitas pada wajah, aktivitas denyut jantung, kedipan mata, dan bahkan aktivitas gelombang otak dapat dijadikan sebagai alat ukur kondisi kelelahan mental. Dari banyak aktivitas fisiologis yang dapat digunakan, sinyal gelombang otak atau *electroencephalograph* (EEG) merupakan alat ukur yang paling banyak digunakan. EEG mampu merekam sinyal elektrik yang dihasilkan oleh aktivitas otak meskipun subjek dalam kondisi tidak sadarkan diri atau sedang tertidur. Oleh karena itu, EEG dianggap sebagai alat ukur yang paling sensitif terhadap aktivitas fisiologis dan mampu mendeteksi tingkat kelelahan

berdasarkan aktivitas yang membutuhkan kemampuan kognitif (Lal & Craig 2001; Maglione et al. 2014). Meski diakui sebagai alat ukur yang paling obyektif dan sensitif, terdapat beberapa permasalahan yang muncul dalam pemanfaatan sinyal EEG sebagai alat ukur pendeteksi kelelahan mental, mulai dari gangguan atau *noise* pada sinyal EEG, berapa kanal perekaman yang diperlukan, dan bagaimana cara meningkatkan akurasi pengukuran.

1.2 Rumusan Masalah

Perhatian masyarakat terhadap kondisi kelelahan mental, khususnya pada pekerja masih sangat sedikit. Pada pekerjaan dengan tingkat tuntutan konsentrasi yang tinggi seperti pilot, *air traffic controller* (ATC), dan dokter beda, kondisi kelelahan mental dapat berakibat fatal. Sehingga, kondisi kelelahan mental perlu diperhatikan secara khusus. Kondisi kelelahan mental jika tidak diperhatikan secara serius dan dalam waktu berkelanjutan dapat berpotensi menurunkan kinerja sehingga hasil pekerjaan yang dihasilkan dapat tidak maksimal.

Jika ditinjau dari segi teknis pendeteksian kondisi lelah, pengukuran dengan menggunakan pengukuran subjektif memiliki tingkat akurasi yang rendah. Penggunaan alat ukur subjektif pada pendeteksian kondisi kelelahan mental sangat rentan dengan tingkat subjektifitas subjek sehingga muncul hasil bias dalam menggambarkan kondisi kelelahan mental. Pada pengukuran kondisi kelelahan mental dengan menggunakan uji kemampuan kognitif, tingkat keakuratan juga dapat bergantung pada subjek. Jika subjek telah terbiasa dengan aktivitas kognitif yang di ujikan dalam uji kemampuan kognitif, maka ciri kondisi kelelahan mental sulit untuk didapatkan.

Pemanfaatan sinyal EEG dalam mendeteksi kondisi kelelahan dapat dijadikan sebagai tolak ukur baru. Aktivitas fisiologi yang digambarkan oleh sinyal EEG secara obyektif dapat dimanfaatkan sebagai modal pendeteksi kelelahan mental. Namun, penggunaan sinyal EEG sebagai indikator deteksi kondisi kelelahan mental masih jarang dilakukan. Untuk memanfaatkan sinyal EEG sebagai indikator deteksi kondisi kelelahan mental perlu diketahui ciri kondisi kelelahan mental yang muncul dari sinyal EEG.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah, pertama, memberikan perhatian khusus pada kondisi kelelahan mental khususnya yang dialami oleh pekerja dengan kebutuhan tingkat konsentrasi yang tinggi, sehingga kesalahan dalam pekerjaan dapat dihindarkan. Kedua, mengetahui ciri-ciri kondisi kelelahan mental yang didapatkan dari aktivitas fisiologis yang tergambar dari sinyal EEG. Ketiga, didapatkannya landasan dalam pengembangan sistem deteksi kondisi kelelahan berbasis sinyal EEG.

1.4 Batasan Masalah

Pada penelitian ini diberlakukan batasan-batasan sebagai berikut,

1. Pengambilan data dilakukan pada subjek dengan kondisi sehat, memiliki penglihatan yang normal atau dikoreksi ke normal (berkacamata), tidak memiliki gangguan tidur, kelainan syaraf, serta penyakit lain yang memicu munculnya kelelahan mental yang tidak normal.
2. Rentang usia subjek adalah usia 19 hingga 29 tahun.
3. Kondisi lelah yang diukur adalah kondisi kelelahan secara mental yang disebabkan oleh aktivitas kognitif dalam jangka waktu yang lama.
4. Kondisi lelah yang berkaitan dengan ketidakmampuan otot dalam berkontraksi (*physical fatigue*), kondisi lelah yang disebabkan oleh penyakit tertentu, atau kondisi lelah yang disebabkan oleh tindakan medis, tidak termasuk dalam obyek penelitian.

1.5 Kontribusi

Pemanfaatan sinyal EEG dalam pendeteksian kondisi kelelahan mental diharapkan dapat,

1. Menambah literatur berkaitan dengan pemanfaatan sinyal EEG, khususnya dalam pendeteksian kondisi kelelahan mental.
2. Didapatkannya landasan atau pola sinyal EEG dalam menggambarkan kondisi kelelahan mental seseorang sehingga informasi ini dapat digunakan sebagai dasar pengembangan aplikasi *monitoring* e-Health.

1.6 Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini secara umum metodologi dibagi menjadi tiga tahapan. Tahapan-tahapan tersebut adalah pra induksi kelelahan mental, induksi kelelahan mental dan pasca induksi kelelahan mental. Pada tahap pra induksi kelelahan mental, tingkat kelelahan mental pada partisipan penelitian akan diukur. Pada kondisi ini tingkat kelelahan mental dari partisipan dianggap sebagai kondisi normal. Partisipan akan diminta untuk melakukan pengisian kuesioner untuk mengetahui tingkat kelelahan secara subyektif. Setelah melakukan pengisian kuesioner, partisipan diminta untuk melakukan uji kemampuan kognitif dengan menggunakan stimulus Go/NoGo. Pada saat aktivitas uji kognitif ini berlangsung, secara bersamaan dilakukan perekaman sinyal EEG.

Metodologi penelitian selanjutnya adalah melakukan induksi kelelahan mental. Pada penelitian ini, kelelahan mental yang akan diukur adalah kelelahan mental yang disebabkan oleh aktivitas kognitif dalam jangka waktu yang panjang. Oleh karena itu diperlukan pengujian lain untuk memunculkan kondisi kelelahan mental pada partisipan. Tes Pauli atau tes koran digunakan untuk membangkitkan kondisi kelelahan mental. Tahapan terakhir adalah tahapan pasca induksi kelelahan mental. Pada tahap ini, proses yang serupa dengan tahap pra induksi kelelahan mental dilakukan kembali. Tujuan dari tahap ini adalah mengetahui perubahan yang terjadi setelah proses induksi kelelahan mental. Dengan semua tahapan metodologi yang dilakukan, diharapkan didapatkan ciri dari kelelahan mental sehingga kondisi kelelahan mental dan tidak dapat diklasifikasikan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Pada bab kajian pustaka akan dipaparkan penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan oleh penulis.

2.1 Kelelahan

Menurut Lal et al., kelelahan merupakan kondisi peralihan dari terjaga hingga tertidur. Kelelahan sendiri dapat dikelompokkan ke dalam dua jenis. Pertama adalah kelelahan secara mental atau *mental fatigue* dan kedua adalah kelelahan secara fisik atau *physical fatigue* (Lal & Craig 2001). Kelelahan mental dapat dihubungkan dengan kelelahan secara psikologis, sedangkan kelelahan secara fisik, dapat dihubungkan dengan kelelahan yang terjadi pada otot-otot dalam tubuh. Kelelahan secara mental dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, di antaranya adalah nutrisi, kondisi tubuh secara fisik, lingkungan, dan aktivitas sehari-hari. Terdapat 10 tahapan kondisi pada manusia mulai dari terjaga hingga tertidur menurut studi yang dilakukan oleh Lal et al. Dimulai dari sangat terjaga, terjaga, segar, beristirahat, relaks, sulit untuk terjaga, lelah, mengantuk, tertidur ringan, tertidur lelap (Lal & Craig 2001). Pada konteks tahapan ini, kelelahan mental berfungsi sebagai penghubung antara tahapan satu dengan tahapan kondisi yang lain. Kelelahan mental juga dapat dikaitkan dengan tingkat kebosanan. Beberapa penelitian menyimpulkan bahwa, kebosanan merupakan tipe khusus dari kelelahan mental yang disebabkan oleh menurunnya aktivitas dalam otak. Kebosanan dapat dipicu oleh lemahnya stimulus atau rangsangan pada otak.

Berbeda dengan kelelahan mental, kelelahan fisik berkaitan dengan menurunnya kekuatan pada otot. Kondisi ini juga disebut sebagai kelelahan otot atau *muscular fatigue*. Pada tingkat stres yang tinggi pada otot, dapat menyebabkan kekuatan dan pergerakan otot juga akan menurun. Kelelahan fisik juga dapat memicu munculnya kelelahan mental. Pertama, menurunnya tingkat kewaspadaan atau tingkat terjaga, tingkat konsentrasi, dan turunnya motivasi dalam beraktivitas secara fisik. Kedua, menurunnya tingkat produktivitas dalam pekerjaan. Ketiga, melemah dan melambatnya kontraksi otot. Keempat, dapat menyebabkan kondisi

tremor. Kelima, berpengaruh pada proses pernapasan, peredaran darah, dan sistem otot. Keenam, menurunkan frekuensi *electromyograph* (EMG). Ketujuh, menurunkan daya tahan tubuh. Kedelapan meningkatnya konsentrasi laktat dalam tubuh. Terakhir meningkatnya suhu tubuh (Basmajian & De Luca 1985).

Berkaitan dengan waktu munculnya kondisi lelah, menurut Naito et al. (Naito et al. 2012), kondisi lelah biasanya muncul pada pukul 06.00 di pagi hari dan cenderung berkurang mulai pukul 10.00. Kondisi lelah ini akan muncul lagi pada pukul 13.00 siang hingga pukul 16.00 sore, setelah itu cenderung mengalami penurunan hingga pukul 19.00 malam hari. Selanjutnya, kondisi lelah akan muncul kembali hingga pukul 06.00 pagi keesokan harinya. Kondisi lelah juga dikaitkan dengan tingkat performa dalam melakukan sebuah pekerjaan. Penelitian terhadap tingkat kelelahan menggunakan sinyal gelombang otak atau *electroencephalograph* (EEG) menunjukkan bahwa terdapat relasi antara meningkatnya gelombang delta dan theta terhadap menurunnya performa dalam melakukan sebuah pekerjaan (Lal & Craig 2001).

2.2 Penilaian Subjektif Kelelahan Mental

Beberapa metode penilaian subjektif untuk mengukur tingkat kelelahan telah digunakan sebagai alat ukur pembanding dengan metode yang dilakukan dengan cara non-subjektif. Pada subbab ini akan dibahas mengenai beberapa metode yang dapat digunakan sebagai metode penilaian subjektif untuk pengukuran tingkat kelelahan di antaranya adalah NASA Task Load Indeks (NASA-TLX), Fatigue Severity Scale (FSS), dan Swedish Occupational Fatigue Inventory (SOFI).

2.2.1 NASA Task Load Index (NASA-TLX)

NASA Task Load Index (NASA-TLX) merupakan metode subjektif untuk menilai beban kerja pekerja. Pekerja yang dimaksud dalam NASA-TLX adalah pekerja yang bersinggungan dengan sistem *human-machine interface* (Hart & Staveland 1988). Metode pengukuran ini telah menjadi standar pengukuran beban mental pada sebuah pekerjaan. Terdapat enam aspek yang diukur pada NASA-TLX, yaitu, kebutuhan mental (*mental demand*), kebutuhan fisik (*physical demand*), kebutuhan temporal (*temporal demand*), performa, tingkat upaya, dan tingkat frustrasi.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Maglione et al., NASA-TLX menunjukkan korelasi terhadap pengukuran *simultaneous attentional and vigilance task* (TAV) yang diterapkan pada peranti simulasi mengemudi (*driving simulator*) (Maglione et al. 2014). TAV merupakan stimulus yang digunakan untuk mengukur tingkat atensi pengemudi (Maglione et al. 2014). Atensi ditunjukkan dengan cara meminta pengemudi untuk menekan tombol pada kemudi pada peranti simulasi mengemudi, ketika tanda "X" muncul pada layar monitor. Untuk mengetahui tingkat kesalahan pengemudi berdasarkan TAV, (Maglione et al. 2014) membagi TAV menjadi lima tingkatan TAV. Tingkat kesulitan meningkat mulai dari TAV 1 hingga TAV 5. Korelasi didapatkan dengan cara membandingkan hasil NASA-TLX dengan pengukuran menggunakan sinyal EEG dan detak jantung. Hasil pengukuran menggunakan NASA-TLX, EEG, dan detak jantung menunjukkan aktivitas peningkatan pada TAV dengan kesulitan tinggi. Hasil ini berkorelasi tingginya tingkat kesalahan yang dilakukan oleh pengemudi.

2.2.2 Fatigue Severity Scale (FSS)

Fatigue Severity Scale (FSS) merupakan alat ukur kelelahan secara subjektif yang diusulkan oleh Krupp et al. (Krupp et al. 1989). Pada awalnya, FSS didesain untuk melakukan pengukuran gejala kondisi lelah baik gejala yang muncul karena kondisi kronis maupun kelainan yang lainnya. Namun menurut Shen et al., FSS lebih mengukur dapat kelelahan pada fungsi tertentu yang berkaitan dengan perilaku subjek dibandingkan dengan mengukur gejala kelelahan yang muncul (Shen et al. 2006). FSS terdiri dari sembilan pertanyaan dan setiap pertanyaan memiliki tujuh tingkatan nilai. Satu untuk tidak sependapat dengan pertanyaan FSS, dan tujuh untuk sangat sependapat dengan pertanyaan FSS. Pertanyaan-pertanyaan yang digunakan dalam FSS adalah:

1. Motivasi saya lebih rendah ketika saya mengalami kelelahan (*my motivation is lower when I am fatigued*).
2. Olahraga membuat saya kelelahan (*exercise brings on my fatigue*).
3. Saya mudah lelah (*I am easily fatigued*).
4. Kelelahan mengganggu fungsi fisik saya (*fatigue interferes with my physical functioning*).

5. Kelelahan menyebabkan masalah pada diri saya (*fatigue causes problems for me*).
6. Kelelahan saya mencegah kondisi fisik dalam kondisi prima dalam jangka waktu berkepanjangan (*my fatigue prevents sustained physical functioning*).
7. Kelelahan mengganggu tugas dan tanggung jawab tertentu (*fatigue interferes with carrying out certain duties and responsibilities*).
8. Kelelahan merupakan salah satu dari tiga gejala yang saya alami (*fatigue is among my three disabling symptoms*).
9. Kelelahan mengganggu pekerjaan, keluarga, atau kehidupan sosial saya (*fatigue interferes with my work, families, or social life*).

Tingkatan kelelahan dari FSS didapatkan dari nilai rata-rata dari sembilan pertanyaan yang diberikan. Dalam praktiknya, FSS banyak digunakan untuk mengukur kondisi lelah yang disebabkan oleh penyakit atau kelainan tertentu seperti Multiple Sclerosis (MS), Systemic Lupus Erythematosus (SLE), dan Chronic Fatigue Syndrome (CFS) (Krupp et al. 1989; Shen et al. 2006; Valko et al. 2008).

2.2.3 Swedish Occupational Fatigue Inventory (SOFI)

Berbeda dengan alat ukur subjektif yang lainnya, SOFI menawarkan pengukuran ke dalam beberapa dimensi untuk menggambarkan tingkat kelelahan seseorang (Åhsberg & Gamberale 1998). Terdapat lima dimensi yang diukur dalam penilaian SOFI, yaitu,

1. pengerahan tenaga fisik (*physical exertion* atau PE),
2. ketidaknyamanan secara fisik (*physical discomfort* atau PD),
3. kekurangan energi (*lack of energy* atau LE),
4. kurang motivasi (*lack of motivation* atau LM), dan
5. kondisi kantuk (*sleepiness* atau SM).

Kelima dimensi dalam SOFI menggambarkan kondisi kelelahan seseorang secara subjektif baik secara fisik maupun mental. Setiap dimensi mempunyai masing-masing lima kondisi yang menggambarkan kondisi tersebut. Pada dimensi PE, digambarkan oleh kondisi,

1. jantung berdebar (*palpitation*),

2. berkeringat (*sweaty*),
3. badan terasa hangat (*warm*),
4. nafas tersengal-sengal (*out of breath*), dan
5. nafas terasa berat (*heavily breathing*).

Pada dimensi PD, digambarkan oleh kondisi,

1. otot tegang (*tense muscle*),
2. mati rasa (*numbness*),
3. sendi terasa kaku (*stiff joints*),
4. terasa menyakitkan (*hurting*), dan
5. sakit pada badan (*aching*).

Pada dimensi LE, digambarkan oleh kondisi,

1. kehabisan tenaga (*worn out*),
2. sangat lelah (*exhausted*),
3. letih (*spent*),
4. lelah (*drained*), dan
5. bekerja berlebihan (*overworked*).

Pada dimensi LM, digambarkan oleh kondisi,

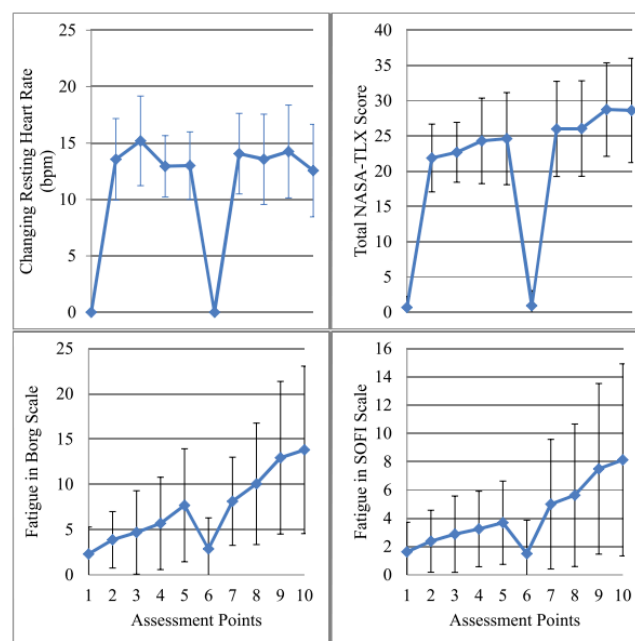
1. kurang konsentrasi (*lack of concern*),
2. lesu (*listless*),
3. pasif terhadap pekerjaan (*passive*),
4. tidak peduli terhadap pekerjaan (*indifferent*), dan
5. tidak tertarik terhadap pekerjaan (*uninterested*).

Pada dimensi SP, digambarkan oleh kondisi,

1. malas (*lazy*),
2. tertidur (*falling asleep*),
3. sedikit mengantuk (*drowsy*),
4. menguap (*yawning*), dan
5. mengantuk (*sleepy*).

Total terdapat 25 kondisi dalam penilaian kondisi lelah menggunakan penilaian SOFI. Skala yang digunakan oleh SOFI untuk menggambarkan kondisi tersebut adalah mulai dari 0 hingga 10. Skala 0 digunakan jika subjek tidak merasakan sensasi pada kondisi yang digambarkan oleh SOFI, sedangkan skala 10

adalah sebaliknya. Pada penelitian yang dilakukan oleh Ahmed et al., SOFI digunakan untuk mengukur tingkat kelelahan pada pekerja Asia (*Asian*) dan Barat (*Western*). Dalam penelitian tersebut, terminologi pekerja Asia digunakan untuk pekerja yang lahir di kawasan Asia, sedangkan terminologi pekerja Barat digunakan dimaksudkan kepada pekerja yang lahir di Amerika Serikat (US) (Ahmed et al. 2016). Pada penelitian tersebut pengukuran subjektif kelelahan yang digunakan adalah NASA-TLX, Borg, dan SOFI. Selain itu digunakan juga alat ukur obyektif dengan menggunakan detak jantung (*heart rate* atau HR). Dari sepuluh sesi pengambilan data yang dilakukan, skala pada Borg dan SOFI menunjukkan tren peningkatan dibandingkan dengan NASA-TLX dan HR pada sepuluh sesi pengambilan data secara konstruktif. Gambar 2.1 merupakan hasil pengukuran HR, NASA-TLX, Borg, dan SOFI dari penelitian yang telah dilakukan oleh Ahmed et al.



Gambar 2.1 Pengukuran tingkat kelelahan menggunakan HR, NASA-TLX, Borg, dan SOFI pada pekerja Asia dan Barat

Pada sesi ke-6 terdapat penurunan pada semua alat ukur. Penurunan ini terjadi karena subjek diminta untuk istirahat dari pekerjaan selama 15 menit. Kesimpulan dari penelitian yang dilakukan oleh Ahmed et al. adalah tingkat kelelahan yang dialami oleh pekerja Asia lebih tinggi dibandingkan dengan pekerja Barat dengan bobot dan durasi waktu kerja yang sama (Ahmed et al. 2016).

SOFI juga dapat digunakan untuk mengukur tingkat kelelahan pada pekerja dengan sistem *shift* (Gamberale 2000). Penelitian tersebut dilakukan untuk mengetahui dimensi dalam SOFI yang paling berpengaruh dalam menggambarkan kondisi lelah pada pekerjaan dengan model *shift*. Hasilnya, dimensi kondisi kantuk (*sleepiness*) merupakan dimensi yang dominan muncul pada seluruh *shift* yang diteliti, khususnya *shift* pada malam hari. Dimensi lain yang muncul adalah kekurangan energi (*lack of energy*) dan kurang motivasi (*lack of motivation*). Pada penelitian lain, SOFI digunakan untuk mengetahui tingkat kelelahan pekerja yang menggunakan layar komputer (*visual display terminal* atau VDT) dalam pekerjaannya (VDS workers) (Leung et al. 2004). Interval pengambilan penilaian SOFI yang dilakukan adalah selama 60 menit. Hasil dari penelitian yang dilakukan oleh Leung et al. menunjukkan peningkatan nilai SOFI yang signifikan pada pekerja yang telah bekerja selama lebih dari 4 jam dibandingkan dengan pekerja yang telah bekerja di bawah 4 jam (Leung et al. 2004). Sehingga pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa SOFI merupakan penilaian subjektif yang valid, dan dapat digunakan untuk mengukur tingkat kelelahan pekerja.

2.3 Penilaian Kelelahan Mental dengan Pengukuran Kognitif

Kelemahan dari penilaian dari penilaian kelelahan mental secara subjektif adalah tingkat akurasi dari hasil penilaian. Hasil dari penilaian subjektif dapat dipertanyakan kembali karena pengisian dilakukan secara mandiri oleh partisipan penelitian. Sehingga dapat menimbulkan hasil pengukuran yang bias. Cara lain yang dapat dilakukan untuk mengukur kelelahan mental secara lebih obyektif adalah dengan menggunakan pengukuran kognitif atau pengujian kemampuan secara kognitif. Pengukuran kognitif sederhana yang dapat digunakan adalah pengukuran *time-on-task* (TOT) (Stern et al. 1994; Roy et al. 2014). TOT merupakan pengukuran yang dilakukan untuk mengukur waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan sebuah pekerjaan. Menurut Lal et al. terdapat korelasi antara turunnya performa dalam menyelesaikan pekerjaan terhadap waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan pekerjaan tersebut (Lal & Craig 2001). Salah satu pengukuran kognitif yang menerapkan konsep TOT adalah Go/NoGo.

Go/NoGo merupakan uji kemampuan kognitif terhadap waktu yang diperlukan untuk memberikan respons pada stimulus tertentu. Terdapat dua

stimulus dalam pengujian Go/NoGo. Stimulus yang pertama adalah stimulus Go. Pada stimulus Go, subjek diminta untuk merespons stimulus yang muncul. Waktu antara kemunculan stimulus Go dan respons yang diberikan oleh partisipan akan dicatat dan disebut sebagai waktu reaksi atau *reaction time* (RT). Stimulus yang kedua adalah stimulus NoGo. Pada stimulus ini, subjek diminta untuk tidak memberikan respons terhadap stimulus NoGo yang muncul. Jika subjek merespons stimulus NoGo, maka aksi tersebut dianggap sebagai aksi respons yang salah terhadap stimulus. Pada penelitian yang dilakukan oleh Kato et al., Langner et al., dan Guo et al., Go/NoGo menunjukkan hasil yang merepresentasikan TOT, yaitu waktu respons terhadap stimulus terus meningkat sejalan dengan lamanya waktu yang digunakan untuk aktivitas kognitif (Kato et al. 2009; Langner et al. 2010; Guo et al. 2015).

Stimulus Go/NoGo juga dapat digunakan sebagai pembanding dengan metode pengukuran secara fisiologis seperti sinyal *electroencephalogram* (EEG). Pada penelitian yang dilakukan oleh Kato et al. dan Guo et al., , pengukuran dengan stimulus Go/NoGo dikombinasikan dengan pengukuran *event-related potential* (ERP) (Kato et al. 2009; Guo et al. 2015). ERP merupakan teknik yang digunakan untuk mengukur perubahan sinyal EEG pada domain waktu, yaitu antara pada saat stimulus muncul hingga subjek memberikan respons pada stimulus. Kedua penelitian tersebut menggunakan komponen P3 dan N2 pada ERP sebagai pembanding. Komponen P3 pada ERP merupakan rentang waktu selama 400ms mulai dari munculnya stimulus. Sedangkan N2 pada rentang 250ms setelah kemunculan stimulus. Hasil penelitian yang dilakukan oleh Kato et al., terdapat peningkatan waktu RT dari stimulus Go/NoGo, pada tiga interval pengukuran (Kato et al. 2009). Tingkat kesalahan dalam merespons stimulus juga mengalami peningkatan. Analisa yang dilakukan pada aktivitas sinyal EEG pada P3 menunjukkan terdapat perubahan latensi dan amplitudo terkait dengan TOT. Pada stimulus Go, P3 menunjukkan peningkatan nilai latensi yang signifikan, akan tetapi pada amplitudo, tidak menunjukkan penurunan nilai yang signifikan. Sedangkan untuk stimulus NoGo, menunjukkan hasil yang kontradiksi dengan stimulus Go. (Kato et al. 2009) kemudian melanjutkan analisa pada komponen N2. Pada stimulus Go, tidak banyak terjadi perubahan pada amplitudo maupun latensi sinyal EEG.

Akan tetapi, pada stimulus NoGo, terjadi perubahan yang signifikan dalam hal latensi, namun tidak pada perubahan amplitudo. Pada penelitian yang dilakukan oleh Guo et al., kombinasi stimulus Go/NoGo dan ERP digunakan untuk mengetahui dampak musik relaksasi dalam kondisi kelelahan mental (Guo et al. 2015). Pada penelitian tersebut digunakan perbandingan antara subjek kontrol (tanpa relaksasi musik) dengan subjek yang diberikan relaksasi musik. Hasil RT dari stimulus Go/NoGo menunjukkan peningkatan pada kelompok subjek kontrol sebesar 20ms. Analisa pada komponen P3 dan N2 pada stimulus Go/NoGo menunjukkan hasil yang serupa dengan penelitian yang dilakukan oleh (Kato et al. 2009).

2.4 Kelelahan Mental Berdasarkan Pengukuran Fisiologis

Berbagai metode telah diusulkan pada penelitian sebelumnya untuk mengetahui kondisi kelelahan seseorang terutama kelelahan secara mental yang disebabkan oleh aktivitas kognitif. Dari berbagai metode yang diusulkan, pengukuran dengan menggunakan alat ukur fisiologis terbukti lebih akurat dan lebih obyektif dalam mendeteksi kondisi lelah pada seseorang. Hal ini karena, alat ukur fisiologis menggunakan aktivitas pada tubuh manusia sebagai tolak ukur utama. Beberapa contoh alat ukur fisiologis yang dapat digunakan adalah perubahan aktivitas pada daerah wajah (*facial expression*), detak jantung (*heart rate* atau HR), sinyal pada aktivitas jantung atau *electrocardiography* (ECG), sinyal kedipan mata atau *electrooculography* (EOG), atau EEG.

Pada (Ahmed et al. 2016) pengukuran dengan menggunakan HR digunakan untuk mengetahui perbedaan kelelahan. Kelelahan yang dimaksud dalam (Ahmed et al. 2016) adalah kelelahan mental yang disebabkan oleh pekerjaan yang membutuhkan kemampuan kognitif dalam waktu yang lama. Dalam penelitian tersebut, pengambilan data diambil dalam interval 30 menit selama 2 jam pada saat melakukan aktivitas kognitif. Namun, hasil pengukuran menggunakan HR tidak menunjukkan konsistensi dalam hal memberikan informasi mengenai kondisi kelelahan mental. Pada penelitian lain, pengukuran dengan HR dikombinasikan analisis ekspresi wajah dengan menggunakan video (Anumas & Kim 2011). Ciri dari HR yang digunakan pada (Anumas & Kim 2011) adalah frekuensi tinggi (0.15 – 0.40 Hz) dari kekuatan spektrum RR atau biasa disebut HF. Selain itu dimanfaatkan juga ciri LF, yaitu kekuatan spektrum RR dari frekuensi rendah (0.04

– 0.15 Hz). Dari HR dan LR kemudian dilakukan kalkulasi rasio LF/HF. Akan tetapi, rasio tersebut juga memberikan hasil yang kurang efektif untuk mendeteksi kelelahan. Berbeda dengan hasil yang didapatkan dengan analisis menggunakan video pada ekspresi wajah. (Anumas & Kim 2011) menganalisis bagian mata dan mulut. Pada bagian mata, difokuskan durasi menutupnya mata, derajat tertutupnya mata, dan frekuensi kedipan mata. Sedangkan pada bagian mulut, diukur dengan elemen yang sama, durasi, frekuensi, dan derajat terbukanya mulut. Analisis menggunakan ekspresi wajah menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan rasio LF/HF. Akan tetapi, analisis menggunakan video memerlukan perangkat keras yang lebih banyak dengan proses komputasi yang lebih besar.

(Qian et al. 2013) menggunakan sinyal EOG untuk mendeteksi kondisi kelelahan mental yang disebabkan oleh menonton televisi 3D. Metode pengukuran yang digunakan adalah dengan menggunakan *PERCLOS*. Metode *PERCLOS* digunakan untuk mengukur tingkat tertutupnya kelopak mata pada rentang waktu tertentu. Hal ini menjadikan metode *PERCLOS* banyak diterapkan dalam ranah pengolahan citra (Qian et al. 2013; Mandal et al. 2016). Namun (Qian et al. 2013) menggunakan teknik perhitungan yang berbeda dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Hal ini dikarenakan *PERCLOS* dihitung dari aktivitas sinyal EOG. Persamaan 2.1 digunakan untuk mendapatkan nilai *PERCLOS*, dengan T_i merupakan periode waktu tertutupnya mata ke i dan t merupakan interval waktu tertentu yang digunakan untuk mengukur *PERCLOS*. Hasil penelitian menunjukkan, *PERCLOS* dapat digunakan untuk menghitung rata-rata waktu kedipan mata. Selain itu pada kondisi lelah secara mental, rata-rata waktu kedipan mata menunjukkan peningkatan (Qian et al. 2013).

$$PERCLOS = \sum \frac{T_i}{t} \quad (2.1)$$

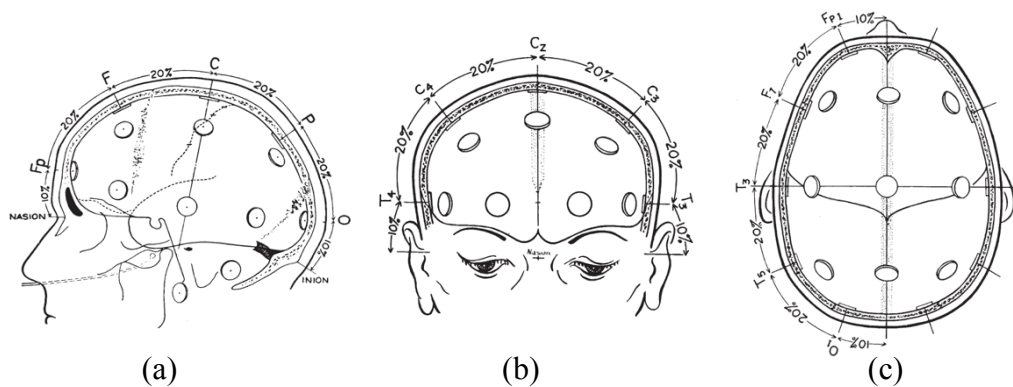
2.5 Kelelahan Mental Berdasarkan Sinyal *Electroencephalograph* (EEG)

Dari banyak metode pengukuran dan pendeteksian kelelahan mental menggunakan alat ukur fisiologis, EEG merupakan alat ukur yang paling baik menurut penelitian sebelumnya. Berbagai metode diusulkan untuk mencari metode terbaik untuk mendapatkan parameter yang tepat dari sinyal EEG dalam

mendeskripsikan kondisi kelelahan mental. Pada subbab ini akan dijelaskan mulai dari sistem peletakan sensor elektrode yang digunakan, hingga penelitian yang terkait.

2.5.1 Sistem 10-20 Pada Perekaman Sinyal EEG

Sistem 10-20 atau Sistem Internasional 10-20 merupakan standar internasional peletakan elektrode-elektrode *scalp* pada manusia berdasarkan usulan Dr. Hebert H. Jasper. Peletakan elektrode pada *scalp* berdasarkan pada standar anatomi tengkorak manusia (*landmarks of skull*) yaitu, *nasion*, *inion*, *preauricular* sebelah kanan dan kiri (Klem et al. 1958). Pengukuran pertama peletakan elektrode lakukan pada bidang *anterior-posterior* dimulai dari *nasion* hingga *inion*. Pengukuran berdasarkan bidang *anterior-posterior* dibagi menjadi lima bagian dan dilambangkan dengan kode huruf. Bagian 10% pertama dari total pengukuran bidang yaitu *fronto polar* (Fp), sedangkan bagian selanjutnya memiliki interval sebesar 20%. Secara berurutan bagian kedua hingga kelima adalah *frontal* (F), *central* (C), *pacietal* (P), dan *occipetal* (O) (Klem et al. 1958). Ilustrasi peletakan elektrode berdasarkan bidang *anterior-posterior* dapat dilihat pada Gambar 2.2.a.

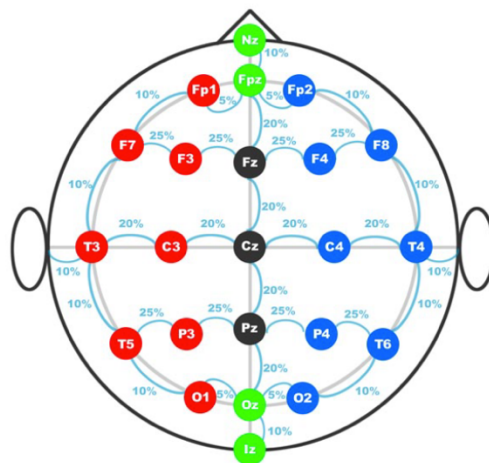


Gambar 2.2 Metode pengukuran untuk menentukan lokasi elektrode berdasarkan Sistem 10-20 (Klem et al. 1999)

Bagian *central* hanya digunakan sebagai penanda pada sistem 10-20 karena tidak memiliki referensi khusus yang sesuai dengan standar anatomi tengkorak manusia (Technologies Trans Cranial 2012). Pengukuran kedua berdasarkan bidang *central coronal* mulai dari *preauricular* kiri hingga kanan. Bagian 10% pertama dari *preauricular* kiri maupun kanan merupakan bagian temporal (T). Bagian kedua yaitu 20% setelah bagian temporal baik dari temporal

kanan maupun kiri merupakan bagian *central* (C). Sedangkan bagian *central* yang merupakan pertemuan antara temporal kanan dan kiri diberi kode central z (Cz). Z diartikan sebagai *zero* (Technologies Trans Cranial 2012). Ilustrasi peletakan elektrode berdasarkan bidang *central coronal* dapat dilihat pada Gambar 2.2.b. Pengukuran ketiga berdasarkan pada bidang keliling antara bagian tengah *fronto polar* (Fp) hingga *occipetal* (O). Bagian 10% dari tengah Fp merupakan Fp kiri atau kanan. Sedangkan bagian 20% selanjutnya secara berurutan adalah bagian *inferior frontal*, *temporal tengah*, *posterior temporal*. Bagian 10% sisa adalah bagian *occipetal* kanan atau kiri. Ilustrasi berdasarkan pengukuran bidang keliling ini dapat dilihat pada Gambar 2.2.c.

Kode angka pada sistem 10-20 digunakan untuk menunjukkan posisi elektrode tersebut *preauricular*. Kode angka ganjil (1,3,5,7) pada elektrode menunjukkan posisi elektrode berada pada *preauricular* bagian kiri. Sedangkan kode angka genap (2,4,6,8) pada elektrode menunjukkan posisi elektrode berada pada *preauricular* bagian kanan. Keseluruhan peletakan elektrode berdasarkan sistem 10-20 dapat dilihat pada Gambar 2.3.

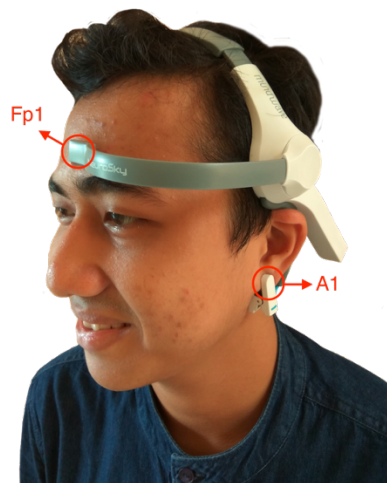


Gambar 2.3 Peletakan elektrode berdasarkan sistem 10-20 (Technologies Trans Cranial 2012)

2.5.2 Neurosky Mindwave

Neurosky Mindwave merupakan alat untuk merekam sinyal EEG. Alat ini menggunakan satu elektrode yang diletakkan pada Fp1. Neurosky Mindwave juga dilengkapi dengan *ground* atau elektrode referensi yang diletakkan pada A1 yang berfungsi sebagai filter terhadap gangguan (*noise*) yang dihasilkan oleh tubuh atau

alat elektronik lain di sekitar sensor utama (Fp1) (Neurosky 2013). Posisi A1 diletakkan pada telinga bagian kiri. *Sampling rate* yang digunakan oleh Neurosky Mindwave pada saat merekam sinyal EEG sebesar 512 Hz. Neurosky Mindwave menggunakan elektrode kering sehingga tidak memerlukan persiapan khusus sebelum penggunaan, seperti pemberian gel konduktor atau pengkondisian kulit. Hal ini berdampak pada waktu persiapan perekaman sinyal EEG yang dapat dilakukan kurang dari satu menit. Penggunaan Neurosky Mindwave dapat dilihat pada Gambar 2.4



Gambar 2.4 Posisi elektrode pada Neurosky Mindwave

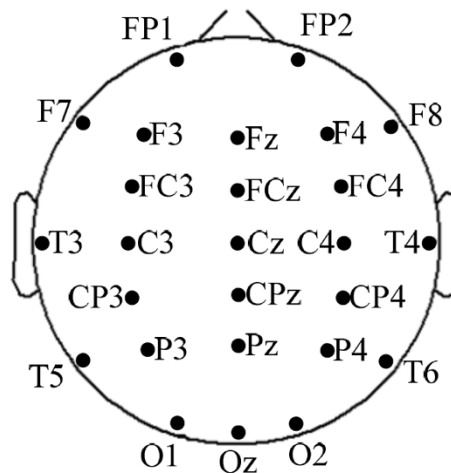
2.5.3 Penelitian Terkait

Banyak penelitian tentang pendeteksian kondisi kelelahan mental dengan menggunakan sinyal EEG telah dilakukan, di antaranya adalah (Qian et al. 2013; Chai et al. 2016; Wang et al. 2015; Liu et al. 2010; Jap et al. 2009). Pada subbab sebelumnya telah dibahas mengenai penelitian yang dilakukan oleh Qian et al. Pada penelitian tersebut, untuk memunculkan kondisi kelelahan mental digunakan induksi berupa tayangan video 3D yang ditampilkan dalam televisi 3D. Induksi dilakukan sebanyak 4 kali dalam bentuk 4 segmen video berdurasi 137 detik. Meski dalam penelitian yang dilakukan oleh (Qian et al. 2013) diberikan jeda waktu selama 60 detik antar induksi satu dengan yang lainnya, namun tetap terbukti terdapat peningkatan kondisi kelelahan mental setelah subjek menonton video pada segmen terakhir. Metode lain yang coba diusulkan oleh (Qian et al. 2013) adalah pemanfaatan sinyal EOG. Sinyal EOG tidak direkam dengan menggunakan sensor

husus EOG, melainkan dengan pemisahan sinyal EEG dan EOG. PERCLOS dengan menggunakan sinyal EOG juga terbukti dapat digunakan untuk mendeteksi kelelahan mental berdasarkan rata-rata lama waktu kedipan. Akan tetapi dalam (Qian et al. 2013) tidak dijelaskan mengenai validasi hasil yang didapatkan.

(Jap et al. 2009) mencoba pendekatan lain untuk mendeteksi kondisi lelah, yaitu dengan menggunakan komponen spektrum gelombang tertentu dari sinyal EEG. Sinyal EEG akan dibagi menjadi beberapa gelombang dengan rentang frekuensi yang berbeda. Gelombang-gelombang tersebut adalah delta (0 – 4 Hz), tetha (4 – 8 Hz), alpha (8 – 13 Hz), dan beta (13 – 35 Hz). Ide dari (Jap et al. 2009) adalah mengetahui rasio gelombang dengan frekuensi rendah dengan gelombang dengan frekuensi tinggi. Untuk menghitung rasio tersebut, digunakan 4 algoritma: (1) (tetha + alpha) / beta, (2) alpha / beta, (3) (tetha + alpha) / (alpha + beta), dan (4) tetha / beta. Keempat algoritma tersebut kemudian diterapkan pada setiap rentang 10 detik dari data sinyal EEG yang didapatkan. Hasilnya, jika ditinjau dari algoritma yang diusulkan pada (Jap et al. 2009) terdapat tren peningkatan seiring dengan lamanya waktu yang digunakan untuk melakukan aktivitas kognitif pada seluruh algoritma. Akan tetapi, jika ditinjau dari masing-masing spektrum, hanya gelombang alpha dan beta yang menunjukkan tren penurunan aktivitas. Sedangkan untuk gelombang delta dan tetha tidak mengalami perubahan yang signifikan bahkan cenderung stabil. Dari (Jap et al. 2009) dapat diketahui bahwa, untuk mendapatkan informasi tentang kondisi kelelahan mental, gelombang pada berbagai macam rentang frekuensi dapat dimanfaatkan. Selain itu, rasio dari gelombang-gelombang tersebut juga menandakan adanya perubahan aktivitas pada sinyal EEG jika seseorang merasakan kelelahan mental.

Karena sinyal EEG dapat diambil dari banyak elektrode, (Chai et al. 2016) mencoba mengusulkan penggunaan metode *principal component analysis* (PCA) untuk mereduksi dimensi data yang dihasilkan. (Chai et al. 2016) menggunakan alat Quick Cap – Compumedics Neuroscan dengan 26 elektrode. Posisi elektrode-elektrode yang digunakan adalah Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, FC3, FCz, FC4, T3, C3, Cz, C4, T4, CP3, CPz, CP4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, Oz, dan O2. Ilustrasi posisi elektrode yang digunakan oleh (Chai et al. 2016) dapat dilihat pada Gambar 2.5



Gambar 2.5 Peletakan elektrode pada alat Quick Cap - Compumedics Neuroscan (Chai et al. 2016)

Data yang didapatkan dari hasil perekaman, kemudian direduksi oleh PCA, sebelum dilakukan ekstraksi ciri. Sebelum dilakukan ekstraksi ciri, hasil PCA akan disegmentasi dengan panjang durasi 2 detik. Tiap segmen kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan *power spectral density* (PSD). (Candra et al. 2015) juga menggunakan gelombang delta, tetha, alpha, dan beta untuk diekstraksi cirinya. Metodologi yang diusulkan kemudian digunakan untuk mendeskripsikan kondisi terjaga (*alert*) dan kelelahan mental (*mental fatigue*) dengan menggunakan algoritma klasifikasi *bayesian neural network* (BNN). Hasilnya, dengan menggunakan PCA dengan 6 *principal component* (PC) menghasilkan tingkat akurasi sebesar 76% dengan tingkat sensitivitas sebesar 76.8% pada kondisi perekaman dengan mata terbuka. Hasil ini lebih tinggi 1.7% dalam hal akurasi dibandingkan dengan menggunakan seluruh 26 sensor elektrode tanpa melakukan prosedur PCA. Akan tetapi pada kondisi perekaman mata tertutup, hasil akurasi PCA tidak jauh berbeda dengan hasil tanpa PCA, yaitu 75.3% berbanding dengan 75.2% dengan tingkat sensitivitas 76.1% untuk PCA, dan 79% untuk non PCA. Dengan menggunakan PCA, dimensi perhitungan dapat direduksi, sehingga cara ini dapat mengurangi kompleksitas dan waktu komputasi, terlebih lagi jika data sinyal EEG yang digunakan didapatkan lebih dari satu elektrode.

Berkaitan dengan ciri yang digunakan, posisi elektrode yang digunakan, dan gelombang yang paling efektif, Zhang *et. al*, menggunakan algoritma Weighted-Normalized Mututal Information (W-NMIFS) untuk memecahkan

masalah tersebut (Zhang et al. 2016). Total terdapat 21 ciri yang digunakan dari domain waktu, domain frekuensi, dan domain waktu-frekuensi. Domain waktu-frekuensi yang digunakan oleh Zhang et. al. menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT) dengan konvolusi *daubechies* tipe ke 3 (db3). Sedangkan level koefisien yang digunakan dalam DWT adalah level ke 3. Ciri-ciri tersebut diekstrak dari 16 kanal elektrode dan dibagi lagi menjadi ke dalam 5 gelombang, delta (1 – 4 Hz), tetha (4 – 8 Hz), alpha (8 – 12 Hz), beta (12 – 30 Hz), dan gamma (30 – 64 Hz). Dari 21 ciri yang diusulkan, 20 kombinasi ciri, kanal elektrode, dan gelombang yang terbaik menurut algoritma W-NMIFS dapat dilihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Ranking Fitur Berdasarkan W-NMIFS (Zhang et al. 2016)

Ranking Ciri	Kanal EEG	Gelombang EEG	Nama Ciri
1	O1	Delta	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
2	O1	Tetha	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
3	P4	Gamma	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
4	O1	Theta	Kekuatan Peak Dominan (<i>Power of Dominant Peak</i>)
5	O1	Delta	Kekuatan Peak Dominan (<i>Power of Dominant Peak</i>)
6	T6	Alpha	Entropy Shannon
7	P4	Gamma	Kekuatan Peak Dominan (<i>Power of Dominant Peak</i>)
8	P4	Beta	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
9	T5	Gamma	Entropy Shannon
10	O2	Alpha	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)

Ranking Ciri	Kanal EEG	Gelombang EEG	Nama Ciri
11	F3	Beta	Nilai Tengah Gravitasi Frekuensi (<i>Center of Gravity Frequency</i>)
12	P4	Beta	Kekuatan Peak Dominan (<i>Power of Dominant Peak</i>)
13	O2	Alpha	Kekuatan Peak Dominan (<i>Power of Dominant Peak</i>)
14	F3	Delta	Indeks non-stasioner
15	O2	Tetha	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
16	O1	Tetha	Nilai varian dari spektrum frekuensi
17	T5	Gamma	Entropy Tsallis
18	Fp1	Beta	Indeks non-stasioner
19	F8	Alpha	Distribusi Kekuatan (<i>Power Distribution</i>)
20	Fp1	Alpha	Nilai rata-rata (mean)

Tabel 2.1 menunjukkan bahwa kanal yang paling baik digunakan untuk mendeteksi kelelahan mental adalah kanal-kanal yang berada pada bagian *occipetal* seperti O1, P4, dan O3. Sedangkan untuk ciri yang digunakan, jika diperhatikan kembali, ciri yang dominan adalah ciri yang diekstrak dari domain frekuensi dan domain waktu-frekuensi. Untuk ciri dari domain frekuensi, ciri yang dominan adalah distribusi kekuatan (*power distribution*), kekuatan peak dominan (*power of dominant peak*). Sedangkan pada domain waktu-frekuensi, ciri entropy shannon merupakan yang ciri yang paling dominan. Pada penelitian yang dilakukan oleh Zhang et al., nilai entropi Shannon tidak didapatkan langsung dari gelombang band EEG, akan tetapi didapatkan melalui proses dekomposisi dengan menggunakan DWT berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Zarjam (Zarjam et al. 2013). Nilai DWT yang digunakan adalah nilai koefisien perkiraan (*approximation coefficient*). Persamaan 2.2 digunakan untuk mendapatkan nilai p_i yang akan

digunakan untuk menghitung nilai entropi Shannon pada Persamaan 2.3. Persamaan 2.2 merupakan contoh perhitungan nilai p_i pada dekomposisi DWT tingkat ke-3. p_i adalah distribusi nilai DWT sinyal EEG pada segmen ke i . cA_3 merupakan nilai koefisien perkiraan yang dihasilkan pada level ke-3. M merupakan jumlah koefisien perkiraan DWT. Zarjam mencontohkan perhitungan M dengan menggunakan Persamaan 2.4 dan 2.5 (Zarjam et al. 2013) pada dekomposisi tingkat ke-3. Z merupakan sampel sinyal, dengan T adalah periode data sinyal dan f_s adalah frekuensi sampling yang digunakan. Persamaan 2.5 kemudian digunakan untuk mendapatkan nilai M . Sehingga, nilai p_i dapat di estimasi dari nilai $cA_3[i]$.

$$p_i = \frac{|cA_3[i]|}{\sum_{i=1}^M |cA_3[i]|} \quad (2.2)$$

$$H_{shannon}(P) = - \sum_{i=1}^M p_i \ln(p_i) \quad (2.3)$$

$$Z = T \times f_s \quad (2.4)$$

$$M = \frac{Z}{2^3} \quad (2.5)$$

Persamaan 2.3 digunakan untuk mendapatkan nilai entropi Shannon, dengan P merupakan nilai *probability mass function*. Zarjam memberikan catatan bahwa nilai p_i merupakan nilai non negatif dan hasil normalisasi sehingga memastikan nilai $p_i = 1$, sehingga nilai P adalah valid (Zarjam et al. 2013). Penelitian yang sebelumnya dibahas seluruhnya menggunakan metode perekaman sinyal EEG melalui banyak kanal (*multi-channel*). Keunggulan dari penggunaan banyak kanal adalah meningkatkan akurasi untuk mendeteksi kelelahan mental. Sumber informasi yang dapat digunakan lebih banyak, serta dapat melakukan eksplorasi informasi pada setiap kanal-kanal yang digunakan. Meskipun demikian, terdapat kelemahan, di antaranya adalah kompleksitas komputasi dan penerapan dalam kondisi real. Penggunaan alat perekaman sinyal EEG dengan menggunakan

banyak kanal juga cenderung menyebabkan rasa tidak nyaman bagi penggunanya meskipun alat tersebut merupakan alat yang diperuntukkan untuk konsumen (*consumer grade*).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut beberapa peneliti melakukan penelitian dengan memanfaatkan sinyal EEG yang didapatkan hanya dari satu kanal (*single channel*), di antaranya adalah (Li et al. 2016; Zhao et al. 2014). Jika dibandingkan dengan penelitian yang menggunakan banyak kanal EEG, penelitian dengan menggunakan satu kanal belum banyak dilakukan. Meskipun demikian, penelitian-penelitian yang memanfaatkan satu kanal memberikan gambaran lain dalam pendeteksian kelelahan mental khususnya dalam hal kompleksitas komputasi dan penggunaan secara real. (Li et al. 2016) melakukan pendeteksian kondisi lelah yang disebabkan oleh kegiatan sehari-hari. Perekaman dilakukan selama lima kali dalam rentang pagi hingga malam hari. Sinyal EEG yang didapatkan juga dibagi lagi ke dalam gelombang *delta*, *tetha*, *alpha*, *beta*, dan *gamma*. Karena sinyal EEG hanya didapatkan dari satu kanal, maka pada (Li et al. 2016) dilakukan segmentasi pada setiap gelombang. Panjang segmentasi yang digunakan adalah selama 10 detik. Dari setiap segmen kemudian diekstrak 21 ciri. Pertama adalah ciri dari domain frekuensi, yaitu nilai frekuensi gravitasi (*gravity frequency* atau GF) dan persentase kekuatan frekuensi (*power percentage* atau PP). GF didapatkan dari Persamaan 2.6.

$$GF = \frac{\sum_{f=f_1}^{f_2} S(f) * f}{\sum_{f=f_1}^{f_2} S(f)} \quad (2.6)$$

f_1 merupakan batas bawah frekuensi dan f_2 merupakan batas atas frekuensi. $S(f)$ merupakan nilai PSD yang didapatkan dengan menggunakan metode Welch pada frekuensi f dari sinyal EEG pada domain waktu $x(t)$. PP merupakan ciri tambahan yang didapatkan dari Persamaan 2.7.

$$PP_{\alpha} = \frac{\sum_{f_{\alpha}} S(f)}{\sum_{f=f_1}^{f_2} S(f)}, f_{\alpha} \in [8,12] \quad (2.7)$$

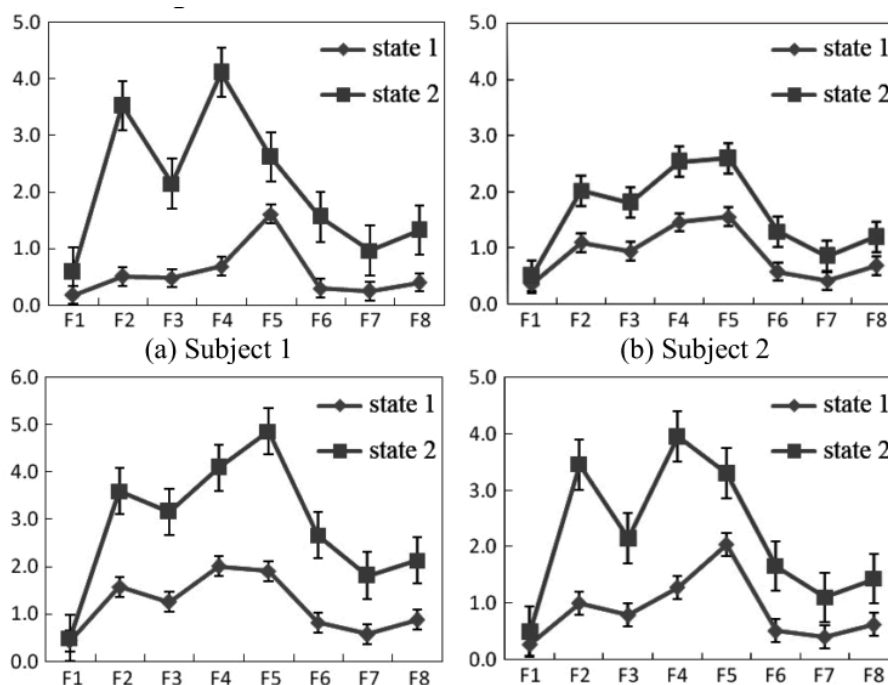
Pada Persamaan 2.5 merupakan persamaan yang digunakan untuk mencari nilai PP dari gelombang *alpha* pada rentang frekuensi 8 – 12 Hz. Ciri lain yang digunakan pada (Li et al. 2016) adalah *approximate entropy* (ApEn) dan *sample entropy* (SampEn) yang didapatkan dari proses *wavelet package decomposition* (WPD). Kedua puluh satu ciri tersebut kemudian di uji pada algoritma klasifikasi *deep belief network* (DBN). Hasilnya, didapatkan akurasi sebesar 98.86%. Akan tetapi, dengan metode yang dilakukan pada (Li et al. 2016) terdapat kompleksitas yang tinggi terutama pada proses WPD dan pelatihan algoritma klasifikasi DBN. Meskipun demikian, ada kemungkinan metode pada (Li et al. 2016) dapat digunakan dalam kondisi *real-time* jika dilakukan proses pelatihan dan pengujian yang baik. Dengan tingkat kompleksitas yang ada, kemungkinan waktu pelatihan yang dibutuhkan akan lebih lama, namun menghasilkan akurasi yang tinggi, sehingga pada waktu pengujian waktu komputasi akan lebih cepat dengan akurasi yang baik.

Pendekatan lain dilakukan oleh Zhao, et. al dengan menggunakan rasio energi yang didapatkan dari *improved sub-band reconstruction of wavelet package algorithm* (ISSBR-WPA) (Zhao et al. 2014). Metode ISSBR-WPA digunakan untuk mendekomposisi untuk mendapatkan gelombang *delta*, *tetha*, *alpha*, dan *beta*. Rentang frekuensi yang digunakan adalah 0.5 – 4 Hz untuk delta, 4 – 8 Hz untuk tetha, 8 – 12 Hz untuk alpha, dan 12 – 32 Hz untuk beta. Energi dari setiap gelombang didapatkan dari Persamaan 2.8.

$$E = \sum |D_q^l|^2 \quad (2.8)$$

D merupakan gelombang hasil dari dekomposisi ISSBR-WPA dengan level dekomposisi ke- q dan paket dekomposisi wavelet ke- l . Terdapat delapan rasio energi yang digunakan, yaitu, $F_1 = \frac{E_\alpha}{E_\beta}$, $F_2 = \frac{E_\delta + E_\theta}{E_\beta}$, $F_3 = \frac{E_\theta + E_\alpha}{E_\beta}$, $F_4 = \frac{E_\delta + E_\theta + E_\alpha}{E_\beta}$, $F_5 = \frac{E_\theta}{E_\alpha}$, $F_7 = \frac{E_\theta}{E_\beta}$, $F_8 = \frac{E_\theta + E_\alpha}{E_\alpha + E_\beta}$. Dari kedelapan rasio energi yang digunakan, hanya rasio F_1 yang tidak dapat menunjukkan perbedaan kondisi kelelahan secara mental. Untuk rasio yang lain, terdapat tren peningkatan antara kondisi terjaga dengan kondisi mengalami kelelahan mental. Gambar 2.6

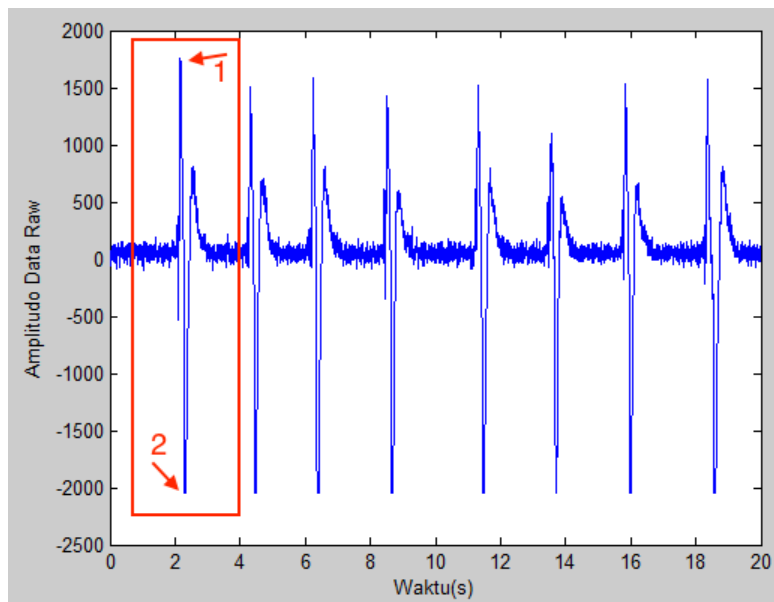
menunjukkan hasil perbandingan rasio yang digunakan oleh Zhao, *et. al* pada kondisi terjaga dengan kondisi lelah. *State 1* merupakan kondisi terjaga, dan *state 2* merupakan kondisi lelah. Rasio energi menunjukkan hasil baik dalam membedakan kondisi terjaga dan kondisi lelah jika ditinjau dari Gambar 2.6. Akan tetapi dengan jumlah subjek yang hanya sedikit, belum tentu rasio energi dapat dijadikan tolak ukur utama.



Gambar 2.6 Perbandingan rasio energi kondisi terjaga dan kondisi lelah berdasarkan (Zhao et al. 2014)

Permasalahan lain yang terdapat pada penggunaan sinyal EEG sebagai alat ukur fisiologis adalah sinyal EEG rentan akan gangguan lain atau *noise*. Hal ini dikarenakan sinyal EEG sangat sensitif terhadap aktivitas lain dan lingkungan subjek. Dari faktor internal atau gangguan yang muncul dari dalam diri subjek, dapat disebabkan oleh aktivitas motorik atau kognitif yang dilakukan oleh subjek. Sedangkan faktor eksternal atau gangguan dari luar yaitu sinyal-sinyal lain yang mungkin ada di sekitar lingkungan subjek. Oleh karena itu, setiap alat yang digunakan untuk merekam sinyal EEG dilengkapi dengan *ground* atau elektrode referensi yang digunakan untuk meminimalkan gangguan, khususnya yang berasal dari lingkungan luar subjek.

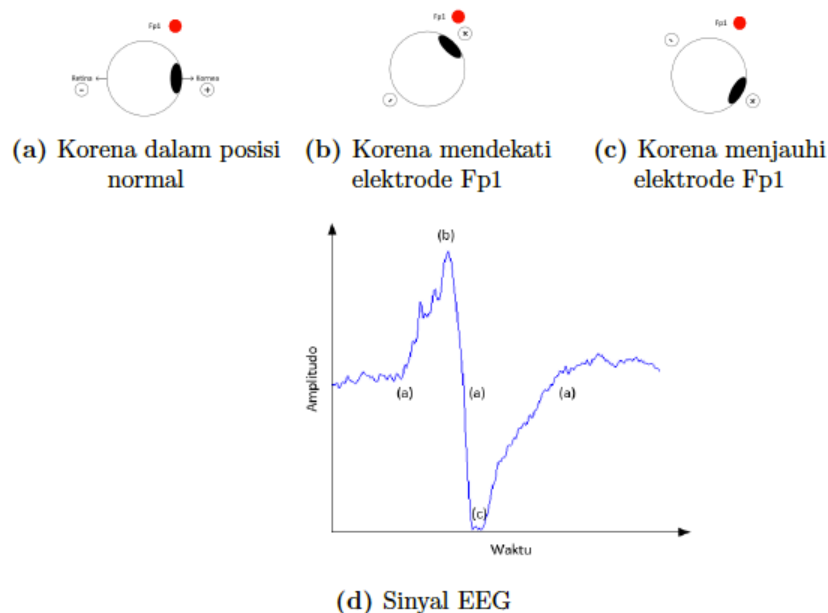
Gangguan yang paling sering muncul pada sinyal EEG adalah tercampurnya sinyal EEG dengan sinyal EOG. Fenomena ini sulit dihindari terlebih jika perekaman dilakukan dalam keadaan mata terbuka. Aktivitas pergerakan bola mata akan terekam oleh sensor-sensor elektrode yang digunakan oleh alat perekam sinyal EEG. Aktivitas sinyal EOG ini akan lebih jelas terlihat pada elektrode yang berposisi di bagian *frontal* (F) dan *fronto polar* (Fp), terlebih bagian Fp1 dan Fp2 yang letaknya tepat di atas mata. Sinyal EOG yang terekam secara visual dapat dilihat sebagai sebuah *spike* dengan amplitudo yang sangat tinggi. Gambar 2.7 merupakan contoh sinyal EOG yang tercampur dengan sinyal EEG yang direkam oleh elektrode Fp1 dalam aktivitas berkedip. Bagian yang diberi tanda persegi merah pada Gambar 2.7 merupakan contoh sinyal EOG yang tercampur dengan sinyal EEG.



Gambar 2.7 Sinyal EOG yang terekam dalam sinyal EEG pada saat berkedip

Munculnya amplitudo dengan nilai yang besar terjadi karena aktivitas pergerakan bola mata. Pada kasus aktivitas kedipan mata, saat mata terpejam, maka bola mata akan bergerak ke atas. Pergerakan bola mata ke atas ini menandakan bahwa kornea mata akan mendekati elektrode Fp. Aktivitas tersebut memicu munculnya amplitudo dengan nilai positif yang sangat tinggi dibandingkan dengan amplitudo sinyal EEG pada keadaan normal. Fenomena ini diilustrasikan oleh anak panah 1 pada Gambar 2.7. Sebaliknya, pada saat mata terbuka kembali, maka posisi

kornea akan menjauhi elektrode dan bola mata bergerak ke arah bawah atau kembali ke dalam kondisi normal sebagaimana yang diilustrasikan oleh anak panah 2 pada Gambar 2.7. Aktivitas ini memicu munculnya amplitudo dengan nilai yang sangat rendah dibandingkan dengan sinyal EEG dalam keadaan normal. Karena aktivitas kedipan berlangsung sangat cepat, maka sinyal EOG sangat mudah diamati dengan pengamatan visual. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Abo-Zahhad et al, sinyal EOG memiliki ciri nilai amplitudo positif lebih dari 0.3, nilai amplitudo negatif kurang dari -0.3, dan durasi waktu selama 400ms (Abo-Zahhad et al. 2015). Nilai 0.3 dan -0.3 pada amplitudo positif dan negatif didapatkan Abo-Zahhad melalui proses normalisasi. Normalisasi yang dimaksud dalam penelitian tersebut adalah membuat skala pada amplitudo sinyal sehingga maksimal amplitudo adalah 1 dan minimal amplitudo adalah -1. Ilustrasi terbentuknya sinyal EOG akibat aktivitas kedipan mata yang terekam oleh elektrode Fp1 dapat dilihat pada Gambar 2.8



Gambar 2.8 Munculnya sinyal EOG akibat aktivitas kedipan mata

Sifat amplitudo sinyal EOG yang sangat ekstrem dibandingkan dengan sinyal EEG menjadikan sinyal EOG sebagai gangguan utama dalam pengolahan sinyal EEG untuk berbagai tujuan. Banyak peneliti sebelumnya melakukan penelitian untuk mencari cara yang efektif untuk memisahkan sinyal EOG dengan sinyal EEG. Metode yang paling populer adalah pemanfaatan metode *independent*

component analysis (ICA). ICA akan membagi sinyal ke dalam sub-sub sinyal untuk mendapatkan sinyal asli yang dicari. Pada ICA data sinyal yang tercampur di representasikan oleh $x = (x_1, \dots, x_m)^T$ dan komponen tersembunyi (*hidden components*) berupa vektor acak $s = (s_1, \dots, s_n)^T$. m merupakan sinyal ke- m dan n merupakan komponen tersembunyi ke- n . Persamaan 2.9 merupakan model generatif dari ICA.

$$x_i = a_{i,1} + s_1 + \dots + a_{i,k} + s_k + \dots + a_{i,n} + s_n \quad (2.9)$$

x_i merupakan komponen dari data vektor acak $x = (x_1, \dots, x_m)^T$ dengan menambahkan komponen independen s_k dengan $k = 1, \dots, n$ dan $a_{i,k}$ merupakan konstan parameter atau matriks campuran. Dari model generatif ICA pada Persamaan 2.9 dapat ditulis kembali dengan menggunakan bentuk vektorial yang ditunjukkan oleh Persamaan 2.10 dengan x merupakan sinyal yang dicari.

$$x = \sum_{k=1}^n a_k s_k \quad (2.10)$$

Pemanfaatan metode ICA untuk menghilangkan sinyal EOG sangat efektif jika sumber sinyal EEG berasal dari banyak kanal. Kondisi ini dapat terjadi karena ICA memiliki banyak referensi sinyal yang dapat dijadikan referensi untuk melakukan estimasi sinyal EOG. Akan tetapi, masalah muncul ketika sinyal EEG direkam hanya dengan menggunakan satu elektrode, khususnya pada posisi Fp.

Abo-Zahhad et al. menawarkan solusi dengan menggunakan metode *empirical mode decomposition* (EMD). EMD merupakan bagian dari metode Hilbert Huang Transform (HHT) untuk membagi sinyal dalam beberapa komponen (Abo-Zahhad et al. 2015). Komponen-komponen yang dihasilkan oleh EMD disebut dengan *intrinsic mode function* (IMF). Sebagai mode dari EMD, IMF harus memenuhi dua kriteria, yaitu,

1. IMF harus memiliki hanya satu *zero crossing* pada setiap lokal ekstrema.
2. IMF harus memiliki nilai nol pada lokal mean.

Untuk mendapatkan IMF, dilakukan beberapa proses yang disebut dengan *sifting*.

Metode *sifting* untuk menghasilkan IMF adalah sebagai berikut,

1. Menentukan semua lokal ekstrema, yaitu lokal maksima dan lokal minima pada sinyal yang akan diekstrak IMF-nya.
2. Hubungkan seluruh lokal maksima untuk mendapatkan *envelope* bagian atas (Evp_{upper}) dengan menggunakan *cubic spine line*.
3. Mengulangi langkah ke 2 pada lokal minima untuk mendapatkan *envelope* bagian bawah (Evp_{lower}).

Langkah selanjutnya adalah mendapatkan komponen h_1 . h_1 merupakan komponen pertama dari IMF. Persamaan 2.11 digunakan untuk mendapatkan komponen h_1 .

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (2.11)$$

Di mana $x(t)$ merupakan sinyal dalam dimensi yang waktu dan menjadi masukan dan m_1 merupakan nilai mean dari *envelope* atas dan bawah dari $x(t)$. m_1 didapatkan dari Persamaan 2.12.

$$m_1 = \frac{(Evp_{upper} + Evp_{lower})}{2} \quad (2.12)$$

Selisih dari sinyal asal dan m_i inilah yang akan menghasilkan komponen h_1 . Proses *sifting* dilanjutkan dengan h_1 sebagai sinyal inputan. Proses *sifting* terus diulang hingga h_1 memenuhi Persamaan 2.12. Nilai k merupakan jumlah perulangan yang dilakukan pada proses *sifting*. Pada kondisi h_1 telah memenuhi Persamaan 2.13 maka h_1 merupakan IMF pertama dari sinyal $x(t)$ yang direpresentasikan dengan $c_1 = h_{1k}$.

$$h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k} \quad 2.13$$

Setelah mendapatkan c_1 atau IMF yang pertama, maka c_1 akan digunakan untuk memisahkan c_1 dari sinyal masukan $x(t)$. Persamaan 2.14 digunakan untuk memisahkan sinyal masukan $x(t)$ dengan c_1 yang akan menghasilkan residu r_1 . c_1 merupakan komponen terpendek dari sinyal $x(t)$, namun karena r_1 masih terdapat variasi periode maka proses *sifting* akan terus dilanjutkan hingga r_j memenuhi Persamaan 2.15.

$$x(t) - c_1 = r_1 \quad (2.14)$$

$$r_{n-1} - c_n = r_n \quad (2.15)$$

Proses *sifting* akan berakhir ketika sinyal residu menjadi *monotonic* dan tidak ada lagi IMF yang dapat diekstraksi, sehingga didapatkan Persamaan 2.16 sebagai persamaan untuk menentukan berhentinya proses *sifting* pada EMD.

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (2.16)$$

Sinyal EOG akan terpisah dengan baik dengan menggunakan metode EMD. Namun, kompleksitas dan waktu komputasi yang dibutuhkan untuk memproses sinyal menjadi ke dalam beberapa IMF membuat metode ini belum cukup efektif jika diterapkan dalam kondisi *real-time*. Untuk itu (Szibbo et al. 2012)(Abd Rahman & Othman 2016) mengusulkan metode lain, yaitu dengan menggunakan filter Savitzky-Golay.

Filter Savitzky-Golay (SG) adalah filter yang digunakan untuk *smoothing* data berdasarkan perkiraan nilai *local least square polynomial* yang diusulkan oleh Savitzky dan Golay. Pada awalnya, filter ini digunakan sebagai fungsi memisahkan *noise* pada analisis reaksi kimia, namun filter SG didapatkan juga dapat digunakan dalam ranah pengolahan sinyal maupun pengolahan citra. Persamaan 2.17 digunakan filter SG untuk melakukan proses filter pada data.

$$Y_j = \sum_{w=-w_L}^{w_R} C_i y_{j+i} \quad (2.17)$$

w_L merupakan jumlah data pada bagian sebelah kiri dari data ke- i , sedangkan w_R merupakan jumlah data pada bagian sebelah kanan dari data i . C_i merupakan nilai tetap yang didapatkan dari proses pembobotan yang diusulkan oleh Savitzky dan Golay. y_j merupakan bagian sinyal yang diobservasi untuk mendapatkan nilai Y_j yang merupakan hasil dari filter SG. Sedangkan w adalah besarnya jendela konvolusi yang digunakan, di mana $w = w_L + w_R$. Nilai tengah dari data asli akan digantikan dengan nilai yang didapatkan dari model filter SG. Keuntungan dari pemanfaatan filter SG untuk *smoothing* maupun pemisahan *noise* adalah metode filter SG yang tetap mempertahankan bentuk peak dari data asli. Sehingga dengan keuntungan tersebut dapat dilakukan estimasi nilai magnitud dan frekuensi dari sinyal EOG yang disebabkan oleh aktivitas kedipan mata.

(Szibbo et al. 2012) mencoba membandingkan hasil pemisahan sinyal EOG antara metode ICA dengan filter SG pada aktivitas kedipan mata. Kedua metode tersebut diujikan pada dua data, pertama adalah data sinyal EEG buatan yang terkontaminasi sinyal EOG, dan kedua adalah data sinyal EEG asli yang diambil dari kompetisi BCI tahun 2008. Kanal yang digunakan pada metode ICA berjumlah 22 buah kanal, sedangkan pada filter SG hanya digunakan satu kanal pada posisi Fz. Pada data sinyal EEG buatan, nilai korelasi koefisien yang dihasilkan oleh filter SG berada pada nilai 0.95 terhadap target sinyal EEG yang diharapkan, sedangkan untuk hasil ICA didapatkan nilai korelasi koefisien sebesar 0.87 (Szibbo et al. 2012). Untuk hasil berdasarkan rasio *signal-to-noise* (SNR), hasil filter SG menunjukkan peningkatan, yaitu dari 1.94 dB ke 10.41 dB, sedangkan pada ICA juga terjadi peningkatan, yaitu dari 1.94 db ke 6.15 dB. Nilai SNR didapatkan dari kanal yang sama, yaitu dari kanal Fz. Pada penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa performa filter SG memiliki hasil yang serupa dengan hasil yang diberikan oleh metode ICA meskipun sumber data sinyal hanya dari satu sumber kanal.

Pada (Abd Rahman & Othman 2016), filter SG kembali digunakan sebagai metode utama pemisahan sinyal EOG secara *real-time* dan adaptif. Dua tipe data juga digunakan dalam penelitian ini. Pertama merupakan data sinyal EEG yang kemudian diberikan *noise* buatan berupa sinyal sinus dengan besaran amplitudo dan bentuk secara acak serta 20 dB *white noise*. Data kedua adalah data sinyal EEG asli hasil perekaman. Sinyal EEG direkam dengan menggunakan kanal pada posisi Fp1 ditambah dengan kanal khusus untuk merekam sinyal EOG. Untuk menciptakan *noise* dari aktivitas kedipan mata, subjek pada (Abd Rahman & Othman 2016) diminta untuk melakukan aktivitas kedipan setiap 5 detik. Perekaman sinyal EEG berlangsung selama 55 detik sehingga didapatkan 11 data aktivitas kedipan. Berbeda dengan (Sizbo et al. 2012), komparasi hasil filter pada (Abd Rahman & Othman 2016) akan dilakukan antara hasil filter pada kanal Fp1 dengan bantuan kanal khusus EOG dibandingkan dengan hasil filter dari kanal Fp1 dengan menggunakan filter SG. Tingkat keakurasian hasil filter akan diukur dengan menggunakan SNR dan *mean squared error* (MSE). Hasil pada sinyal EEG asli hasil dari perekaman, filter dengan menggunakan filter SG menunjukkan hasil serupa dengan hasil filter dengan memanfaatkan kanal EOG. Nilai SNR dan MSE yang dihasilkan antara hasil filter dengan kanal EOG dan filter SG yaitu 16.98 dB dan 3.39×10^{-5} . Analisa hasil kemudian dilanjutkan untuk mengetahui hasil korelasi koefisien antara dua metode tersebut. Terdapat dua kondisi analisa yang dilakukan pada (Abd Rahman & Othman 2016). Pertama mengetahui hasil korelasi koefisien jika target adalah sinyal EEG, dan yang kedua jika target adalah sinyal EOG. Hasil nilai korelasi koefisien juga menunjukkan hasil yang serupa. Pada target sinyal EEG, nilai korelasi koefisien pada filter SG adalah sebesar 0.1478, sedangkan pada filter dengan bantuan kanal EOG yaitu sebesar 0.1892. Sedangkan pada target sinyal EOG, filter SG menunjukkan hasil sebesar 0.9899 dan filter dengan bantuan kanal EOG yaitu sebesar 0.9984.

Permasalahan lain pada pemanfaatan sinyal EEG khususnya dalam pengaplikasian deteksi aktivitas dalam otak atau *brain computer interface* (BCI) adalah pemilihan penggunaan algoritma klasifikasi yang tepat. Pemilihan algoritma klasifikasi ini juga tidak terlepas dari parameter-parameter pemanfaatan sinyal EEG seperti jumlah kanal yang digunakan, jumlah data, dan pendeteksian

kondisi yang dilakukan. Menurut Lotte et al. terdapat beberapa kondisi untuk menentukan algoritma klasifikasi yang dapat dalam pengaplikasian BCI (Lotte & Congedo 2006), yaitu :

1. Tingkat *noise* dan *outlier* pada data sinyal EEG. Pada tingkat *noise* dan *outlier* yang tinggi, menurut Lotte et al., algoritma klasifikasi dengan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) ideal dalam kondisi ini.
2. Dimensi ciri yang sangat tinggi (*high dimensionality*) pada pengolahan sinyal EEG. Pada kasus pemanfaatan vektor ciri yang sangat banyak, algoritma SVM juga dapat digunakan. Sebagai contoh, SVM dapat dimanfaatkan untuk mengklasifikasi sinyal EEG secara langsung dari sinyal mentah (*raw*) yang dihasilkan. Namun, Lotte et al menambahkan, pemanfaatan algoritma untuk mereduksi dimensi ciri sangat dianjurkan.
3. Informasi pada domain waktu dalam sinyal EEG. Menurut Lotte et al., jika informasi dalam domain waktu menjadi perhatian utama atau sinyal EEG akan dipantau dari waktu ke waktu, penggunaan algoritma klasifikasi dinamis dapat dimanfaatkan. Contoh algoritma dinamis yang dapat digunakan adalah *Hidden Markov Model* (HMM).
4. Sifat non-stasioner pada sinyal EEG. Untuk mengatasi sifat non-stasioner pada sinyal EEG khususnya dalam proses klasifikasi, diperlukan algoritma yang mampu untuk mereduksi variasi (*variance*) data. Dalam kasus ini, menurut Lotte et al., *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan SVM dapat digunakan pada proses klasifikasi.
5. Ukuran data latih (*training set*) yang kecil. Pada kasus klasifikasi sinyal EEG dengan data yang relatif sedikit dengan jumlah ciri yang sedikit, Lotte et al. berpendapat, pemanfaatan algoritma klasifikasi sederhana seperti LDA lebih efektif digunakan.

Pada beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, LDA merupakan algoritma paling populer yang digunakan untuk menyelesaikan masalah dalam

pengaplikasian BCI (Lotte & Congedo 2006; Zhang et al. 2013). LDA berhasil diterapkan dengan baik pada kasus membayangkan gerakan (*motor imaginary*), mendeteksi aktivitas P300 dalam paradigma *event-related potential* (ERP), dan aktivitas pergerakan berdasarkan *related potential* (Guger et al. 2000; Bostanov 2004; Nazarpour et al. 2008).

LDA merupakan pertama kali diperkenalkan oleh R.A. Fisher pada tahun 1936. Konsep awal dari klasifikasi menggunakan LDA adalah mencari kombinasi linier variabel (ciri) yang dapat dipisahkan ke dalam dua kelas dengan baik. Sebagai contoh, setiap vektor ciri pada kelas akan memiliki nilai *mean* yaitu μ_1 dan μ_2 serta memiliki nilai *covariance*, Cov_1 dan Cov_2 . Kemudian kombinasi linier dari ciri γx akan memiliki nilai *mean* $\gamma \mu_i$ dan nilai *variance* $\gamma^T \sum_i \gamma$ di mana i adalah jumlah kelas dan w adalah titik proyeksi bidang linier. Pada fungsi pemisahan kedua kelas yang dilakukan oleh Fisher adalah mencari nilai rasio dari nilai *variance* antar kelas (*variance between the class*) dengan nilai rasio dari di dalam kelas itu sendiri (*variance within the class*). Nilai separasi yang digunakan oleh Fisher dapat dimodelkan dengan Persamaan 2.18. Nilai separasi maksimal didapatkan ketika Persamaan 2.19 telah dipenuhi.

$$Sep = \frac{\sigma_{between}^2}{\sigma_{within}^2} = \frac{\gamma(\mu_2 - \mu_1)^2}{\gamma^T(Cov_1 + Cov_2)\gamma} \quad (2.18)$$

$$\gamma \propto (Cov_1 + Cov_2)^{-1}(\mu_2 - \mu_1) \quad (2.19)$$

Jika kelas yang akan diklasifikasi lebih dari dua kelas, maka LDA perlu mencari bidang lain yang dapat ditemukan dengan menggunakan nilai *variability* pada kelas. Persamaan 2.20 digunakan untuk mendapatkan nilai *variability* antar kelas di mana $Class$ adalah jumlah kelas.

$$Cov_{between} = \frac{1}{Class} \sum_{i=1}^{Class} (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (2.20)$$

Nilai μ merupakan nilai *mean* vektor ciri dari keseluruhan kelas. Sehingga pemisahan kelas pada bidang proyeksi w dapat didapatkan dengan menggunakan Persamaan 2.21.

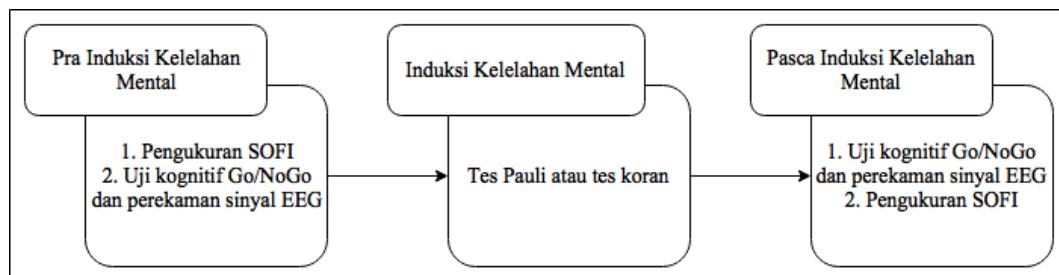
$$Sep = \frac{\gamma^T Cov_{between} \gamma}{\gamma^T Cov \gamma} \quad (2.21)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian. Gambar 3.1 merupakan diagram alur untuk yang menggambarkan tahapan-tahapan secara umum metodologi yang digunakan dalam penelitian ini. Secara umum terdapat tiga tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini untuk mengetahui kondisi kelelahan seseorang. Tahap pertama adalah tahap pra induksi kelelahan mental. Pada tahap ini kondisi awal dari subjek akan diukur. Tahap kedua adalah tahap induksi kelelahan mental. Pada tahap ini, kelelahan mental subjek akan dibangkitkan. Tahap terakhir adalah tahap pasca induksi kelelahan mental untuk mengukur kondisi subjek setelah induksi kelelahan mental. Penjelasan mengenai metode-metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kelelahan mental akan dijelaskan pada subbab-subbab selanjutnya, dimulai dari metode pengambilan data, metode persiapan pengolahan data, dan metode pengolahan data.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

3.1 Metode Pengambilan Data

Pada tahap ini akan dijelaskan mengenai prosedur pengambilan data yang telah dilakukan. Penjelasan mengenai alat yang digunakan, instrumen pengambilan data, profil partisipan, serta prosedur pengambilan data. Detail dari prosedur pengambilan data akan dijelaskan pada subbab selanjutnya.

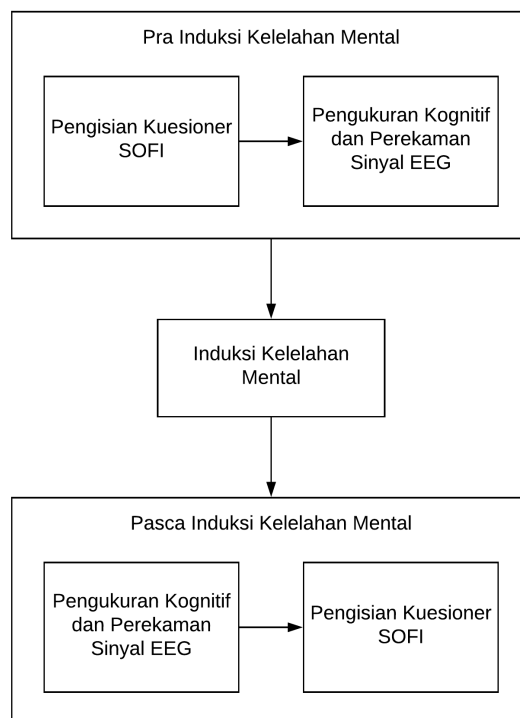
3.1.1 Profil Partisipan

16 partisipan berpartisipasi dalam penelitian ini (13 laki-laki dan 3 perempuan, $M = 21.875$). Seluruh partisipan merupakan pengguna tangan kanan,

memiliki penglihatan yang normal atau disesuaikan dengan menggunakan kacamata. Dari wawancara yang dilakukan, seluruh partisipan tidak memiliki riwayat penyakit kelainan tidur, kelainan syaraf, atau penyakit kelelahan mental lainnya. Sebelum dilakukan pengambilan data, partisipan diminta untuk tidak mengonsumsi kafein dan mendapatkan tidur yang cukup. Rata-rata subjek telah mendapatkan waktu tidur yang cukup yaitu 7 jam sebelum pengambilan data dilakukan.

3.1.2 Prosedur Pengambilan Data

Tahapan pengambilan data dibagi menjadi 3 bagian utama, pra induksi kelelahan mental, induksi kelelahan mental, dan pasca induksi kelelahan mental. Prosedur pengambilan data dapat dilihat pada Gambar 3.2.



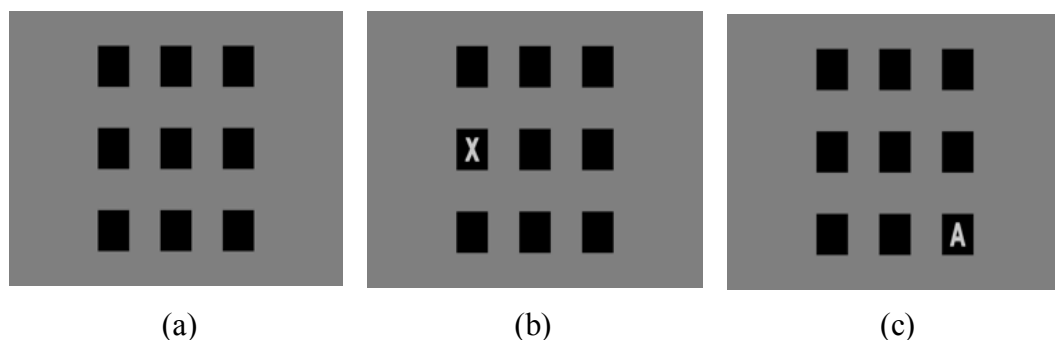
Gambar 3.2 Prosedur pengambilan data

Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui perbedaan aktivitas gelombang otak atau EEG pada kondisi normal dibandingkan dengan kondisi lelah secara mental. Untuk membangkitkan kondisi lelah secara mental, dilakukan induksi kelelahan mental dengan menggunakan pengujian kemampuan kognitif. Perekaman sinyal EEG dilakukan pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental untuk mengetahui perubahan yang terjadi. Sebagai metode validasi,

digunakan pengukuran secara subjektif dan pengujian kemampuan kognitif untuk mengetahui dampak induksi terhadap kelelahan mental.

3.1.2.1 Pra Induksi Kelelahan Mental

Tahap pra induksi kelelahan mental diawali dengan pengisian kuesioner mengenai profil partisipan dan pengisian kuesioner untuk mengukur kondisi lelah secara subjektif. Kuesioner SOFI digunakan untuk mengukur kondisi kelelahan yang dialami oleh partisipan. SOFI dipilih karena memadukan domain kelelahan secara fisik maupun mental. Kuesioner SOFI ditampilkan dalam bentuk formulir digital dan diisi dengan menggunakan perangkat komputer. Kuesioner SOFI yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses melalui alamat <https://s.id/sofid> dan dapat dilihat pada Lampiran 1. Selanjutnya, dilakukan perekaman data EEG. Perekaman data EEG dilakukan selama 5 menit. Pada saat yang bersamaan dengan perekaman EEG, partisipan diminta untuk melakukan aktivitas kognitif dengan menggunakan stimulus Go/NoGo. Gambar 3.3 merupakan ilustrasi stimulus Go/NoGo yang digunakan dalam penelitian ini.

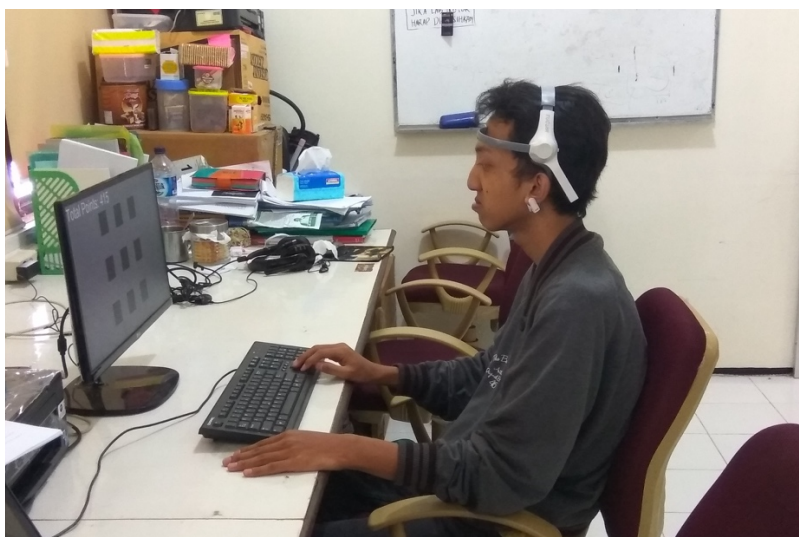


Gambar 3.3 Stimulus pengukuran kognitif Go/NoGo. (a) Kondisi awal. (b) Stimulus Go. (c) Stimulus NoGo

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan, stimulus Go/NoGo dapat digunakan untuk mengukur TOT. Stimulus Go/NoGo akan mengukur waktu respons terhadap stimulus yang diberikan. Waktu respons yang diukur pada stimulus Go/NoGo lebih dikenal dengan istilah *reaction time* (RT). Pada penelitian ini, stimulus Go/NoGo direpresentasikan ke dalam perangkat lunak sederhana. Sembilan kotak berwarna hitam dengan latar belakang keseluruhan berwarna abu-abu digunakan sebagai presentasi stimulus Go/NoGo atau disebut sebagai bidang

stimulus. Kesembilan kotak yang digunakan dalam stimulus Go/NoGo akan digunakan sebagai wadah munculnya stimulus Go atau No/Go secara acak. Pemilihan warna hitam dan abu-abu ditujukan untuk meminimalkan dampak warna terhadap partisipan, seperti efek silau pada warna tertentu. Selain itu, pemilihan warna tersebut juga untuk meminimalkan kelelahan yang disebabkan oleh dampak visual.

Pada penelitian ini, partisipan diminta untuk memberikan respons ketika karakter “X” muncul pada bidang stimulus. Kemunculan karakter “X” pada bidang stimulus mewakili peran “Go” dalam stimulus Go/NoGo. Gambar 3.3.a merupakan kondisi awal dari stimulus Go/NoGo. Gambar 3.3.b merupakan ilustrasi dari stimulus Go. Respons yang harus diberikan oleh partisipan yaitu menekan tombol pada papan ketik secepat kemampuan yang dimiliki oleh partisipan. Kecepatan dalam waktu merespons stimulus Go akan dicatat kemudian dijadikan sebagai acuan kondisi kelelahan mental. Pada stimulus NoGo, stimulus diwakili dengan kemunculan secara acak karakter “A” pada bidang stimulus. Stimulus NoGo diilustrasikan pada Gambar 3.3.c. Pada stimulus NoGo, partisipan diminta untuk tidak merespons terhadap stimulus yang muncul. Jika partisipan merespons pada stimulus NoGo, maka akan tercatat sebagai respons yang salah. Kecepatan respons pada stimulus NoGo akan tetap tercatat akan namun tidak dimasukkan dalam proses analisis selanjutnya. Ilustrasi uji kognitif Go/NoGo dan perekaman sinyal EEG pada partisipan dapat dilihat pada Gambar 3.4



Gambar 3.4 Proses perekaman sinyal EEG

Pada proses perekaman sinyal EEG ini, partisipan diminta untuk meminimalkan gerakan tubuh dan meminimalkan aktivitas kedipan mata. Aktivitas fisik yang diharapkan terjadi pada saat proses perekaman adalah hanya aktivitas gerakan jari untuk menekan papan ketik pada saat munculnya stimulus “Go”. Untuk memastikan hal tersebut, selama proses perekaman, partisipan akan diawasi. Prosedur ini bertujuan untuk meminimalkan munculnya gangguan pada sinyal EEG berupa *noise* yang dapat muncul akibat pergerakan yang dilakukan oleh partisipan. Hasil dari kuesioner, RT, dan sinyal EEG pada tahap ini akan dijadikan sebagai data kondisi awal partisipan, yaitu kondisi belum mengalami kelelahan mental atau terjaga.

3.1.2.2 *Induksi Kelelahan Mental*

Langkah selanjutnya adalah proses induksi kelelahan mental. Pada tahap ini, partisipan akan diberikan sebuah aktivitas yang bertujuan untuk meningkatkan kondisi kelelahan secara mental. Aktivitas yang digunakan adalah aktivitas kognitif yang pada penelitian ini menggunakan kemampuan aritmatika. Tes Pauli atau dikenal juga sebagai tes koran digunakan pada tahap ini. Dalam ranah psikologi, tes Pauli secara umum dapat digunakan untuk mengukur tingkat konsentrasi dan ketahanan berpikir seseorang serta dipresentasikan dalam kertas ukuran A3. Pada penelitian sebelumnya mengenai dampak *modafinil* pada performa kemampuan kognitif penderita *narcolepsy* dan dikaitkan dengan aktivitas otak penderita (Saletu & Saletu-Zyhlarz 2013). Dalam penelitian tersebut terbukti bahwa tes Pauli dapat digunakan sebagai alat ukur kemampuan kognitif. Namun pada penelitian ini, tes Pauli hanya digunakan sebagai induktor kelelahan mental, sehingga hasil dari tes Pauli tidak digunakan dalam analisa selanjutnya. Presentasi tes Pauli juga dipresentasikan dengan tampilan yang berbeda, yaitu dengan menggunakan kertas A4 (Lampiran 2). Angka acak disusun dengan matriks ukuran 30x19 dengan total halaman berjumlah 10 halaman. Pada tahap ini, partisipan diminta untuk mengerjakan tes Pauli selama 60 menit tanpa jeda dan dengan menggunakan pensil 2B. Perekaman sinyal EEG tidak dilakukan pada proses pengerjaan tes Pauli.

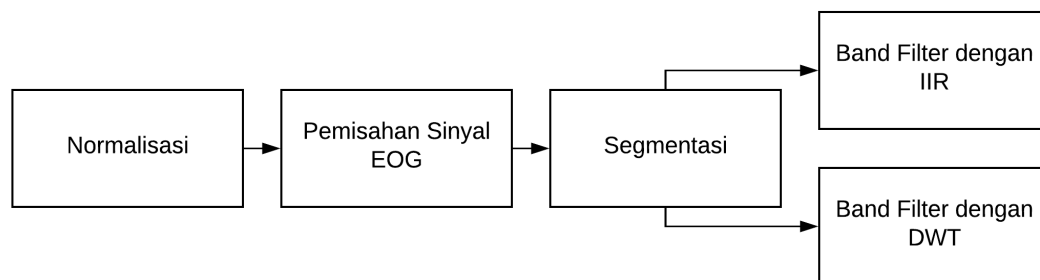
3.1.2.3 *Pasca-induksi Kelelahan Mental*

Prosedur terakhir dari tahap pengambilan data adalah tahap pasca induksi kelelahan mental. Pada tahap ini prosedur yang sama dari tahap pra induksi

kelelahan mental dilakukan. Untuk menjaga dampak yang timbul akibat proses induksi kelelahan mental, tahap pasca induksi kelelahan mental dilakukan tidak lebih dari lima menit setelah tahap induksi. Selain itu, terdapat sedikit perbedaan berkenaan dengan proses pengisian kuesioner SOFI. Pada tahap pasca induksi kelelahan mental, sinyal EEG terlebih dahulu direkam berbarengan dengan aktivitas kognitif dengan stimulus Go/NoGo selama 5 menit, kemudian dilanjutkan baru dilanjutkan dengan pengisian kuesioner SOFI. Tahap ini bertujuan untuk mengetahui perubahan aktivitas sinyal EEG setelah mendapatkan induksi kelelahan mental.

3.2 Metode Persiapan Pengolahan Data

Persiapan pengolahan data bertujuan untuk menyeragamkan dan membersihkan data dari *noise* yang muncul khususnya pada sinyal EEG. Metode persiapan pengolahan data terdiri dari beberapa tahapan. Gambar 3.5 merupakan tahapan-tahapan pada metode persiapan pengolahan data.



Gambar 3.5 Metode persiapan pengolahan data

Pertama, sinyal EEG akan dinormalisasi untuk mendapatkan sinyal dengan nilai amplitudo yang seragam. Kedua, sinyal *electrooculograph* (EOG) yang mungkin tercampur dengan sinyal EEG pada saat perekaman data akan dipisahkan. Ketiga, sinyal EEG akan segmentasi menjadi beberapa bagian yang lebih kecil untuk menghasilkan hasil analisa yang lebih mendetail. Terakhir, sinyal EEG akan difilter untuk mendapatkan *band* sinyal dengan rentang frekuensi yang berbeda. Pada tahap ini, akan dilakukan dengan dua cara yang berbeda. Pertama menggunakan metode *infinitesimal impulse response* (IIR), dan kedua menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT). Hasil *band* filter dari kedua metode tersebut akan diperlakukan berbeda pada tahap selanjutnya. Penjelasan lebih mendalam

mengenai tiap tahapan pada metode persiapan pengolahan data akan dijelaskan pada subbab selanjutnya.

3.2.1 Normalisasi

Tahap normalisasi bertujuan untuk menyeragamkan sinyal EEG dari hasil perekaman. Sinyal akan dinormalisasi dengan kondisi maksimal amplitudo adalah 1 dan minimal amplitudo adalah -1, sehingga skala amplitudo hanya berada pada rentang 1 hingga -1. Persamaan 3.1 digunakan untuk melakukan normalisasi sinyal.

$$x_{norm} = \frac{x}{x_{max}} \quad (3.1)$$

$$x_{max} = \begin{cases} |\max(x)|, & |\max(x)| \geq |\min(x)| \\ |\min(x)|, & |\max(x)| < |\min(x)| \end{cases} \quad (3.2)$$

x_{norm} adalah hasil normalisasi sinyal x . Karena pada penelitian ini digunakan rentang amplitudo dari 1 hingga -1 maka untuk mendapatkan nilai x_{max} dilakukan pengkondisian dengan menggunakan kondisi pada Persamaan 3.2. Cara ini bertujuan untuk menyederhanakan proses kalkulasi dan mempercepat proses komputasi. Sinyal EEG tidak mengalami perubahan bentuk pada tahap ini.

3.2.2 Pemisahan Sinyal EOG

Pada tahap ini sinyal EOG yang bercampur dengan sinyal EEG akan dipisahkan, sehingga sinyal EEG yang didapatkan terbebas dari *noise* yang dihasilkan oleh sinyal EOG. Pada penelitian ini, perekaman sinyal EEG menggunakan alat Neurosky Mindwave yang hanya menggunakan satu kanal sensor elektrode pada Fp1. Metode pemisahan sinyal EOG dengan menggunakan ICA relatif lebih sulit diterapkan pada kondisi ini. Alasan tersebut berkaitan dengan tidak adanya referensi elektrode lain yang dapat digunakan. Sehingga, pada penelitian ini metode pemisahan sinyal EOG digunakan filter SG. Sedangkan untuk kriteria kedipan mata, penelitian sebelumnya menyebutkan bahwa rata-rata lamanya durasi waktu berkedip adalah sekitar 400ms (Naito et al. 2012)(Abo-Zahhad et al. 2015).

3.2.3 Segmentasi

Sinyal EEG yang telah terpisah dari sinyal EEG kemudian disegmentasi menjadi beberapa bagian. Pada penelitian ini juga akan diteliti mengenai pengaruh segmentasi terhadap hasil deteksi kelelahan mental. Sinyal EEG disegmentasi dengan besaran segmen yang berbeda-beda. Besaran segmen ditentukan oleh durasi waktu. Durasi waktu tiap segmen yang digunakan dalam penelitian ini yaitu, 60 detik, 30 detik, 15 detik dan 10 detik. Jumlah segmen yang dihasilkan sesuai dengan kelompok besaran segmen dapat dilihat pada Tabel 3.1 Untuk mempermudah pengenalan kelompok besaran segmen, maka tiap besaran segmen memiliki nama masing-masing, yaitu W1 untuk besaran 60s, W2 untuk besaran 30s, W3 untuk besaran 15s, dan W4 untuk besaran 10s.

Tabel 3.1 Kelompok segmentasi

Kelompok Besaran Segmen	Jumlah Segmen	Nama Kelompok Segmen
Segmen 60 detik (60s)	5	W1
Segmen 30 detik (30s)	10	W2
Segmen 15 detik (15s)	20	W3
Segmen 10 detik (10s)	30	W4

3.2.4 Filter Band

Setelah proses pemisahan sinyal EOG, persiapan pengolahan data dilanjutkan dengan tahap filter *band*. Pada tahap ini, sinyal EEG akan dibagi ke dalam beberapa *band* sinyal. Pada penelitian ini, fokus *band* sinyal EEG yang akan digunakan adalah delta (δ), tetha (θ), alpha (α), dan beta (β). Pemilihan gelombang-gelombang tersebut berdasarkan penelitian sebelumnya yang menyebutkan bahwa keempat gelombang tersebut akan muncul pada aktivitas terjaga hingga tertidur (Lal & Craig 2001). Pada kasus kelelahan mental, kondisi manusia berada di antara terjaga dan tertidur. Rentang frekuensi setiap gelombang yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Rentang frekuensi gelombang delta, tetha, alpha, dan beta yang digunakan dalam penelitian

Nama Gelombang	Rentang Frekuensi
Delta (δ)	0 – 4 Hz
Tetha (θ)	4 – 7 Hz
Alpha (α)	8 – 12 Hz
Beta (β)	13 – 30 Hz

Untuk mendapatkan gelombang-gelombang tersebut, pada penelitian ini menggunakan dua metode yang berbeda, yaitu dengan menggunakan filter *infinite impulse response* (IIR) dan *discrete wavelet transform* (DWT). Pada proses selanjutnya, hasil dari kedua metode tersebut akan diperlakukan secara berbeda. Proses klasifikasi dari kedua metode tersebut juga akan dibandingkan dalam analisis selanjutnya. Proses ekstraksi gelombang δ , θ , α , dan β dengan menggunakan metode IIR dan DWT akan dijelaskan pada subbab selanjutnya.

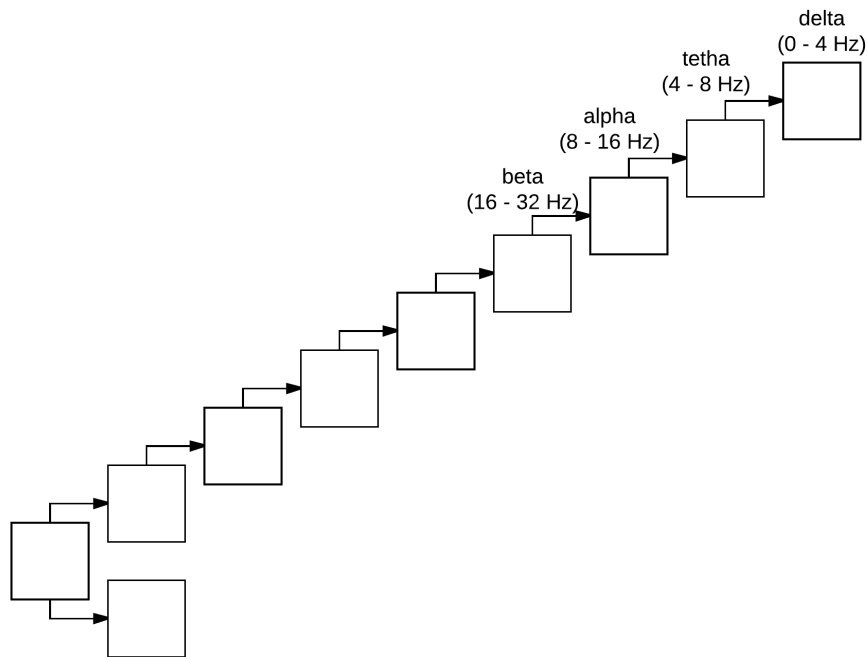
3.2.4.1 Filter Band Gelombang δ , θ , α , dan β dengan IIR

IIR digunakan sebagai metode ekstraksi gelombang δ , θ , α , dan β karena menghasilkan panjang gelombang yang sama dengan sinyal aslinya. Pada penelitian ini, jendela konvolusi yang digunakan pada IIR filter adalah Chebyshev tipe II. Penggunaan Chebyshev tipe II didasarkan pada hasil pengamatan pada sinyal EEG. Gelombang hasil ekstraksi dengan menggunakan Chebyshev tipe II menghasilkan lebih sedikit *ripple* dibandingkan dengan jendela konvolusi yang lain.

3.2.4.2 Filter Band Gelombang δ , θ , α , dan β dengan DWT

DWT digunakan sebagai metode ekstraksi karena mempertimbangkan domain frekuensi dan waktu pada proses dekomposisinya. Meskipun panjang gelombang hasil dekomposisi berbeda dengan panjang sinyal asli, informasi yang terkandung dalam gelombang hasil dekomposisi masih dapat dipertahankan. Untuk mendapatkan gelombang δ , θ , α , dan β dilakukan dekomposisi hingga level ke 8. Hal ini dikarenakan, data sinyal EEG yang direkam menggunakan Neurosky Mindwave menggunakan *sampling rate* sebesar 512 Hz. Gelombang yang

digunakan dari hasil dekomposisi adalah gelombang dari koefisien detail. Ilustrasi dekomposisi DWT untuk mendapat gelombang δ , θ , α , dan β dapat dilihat pada Gambar 3.6.

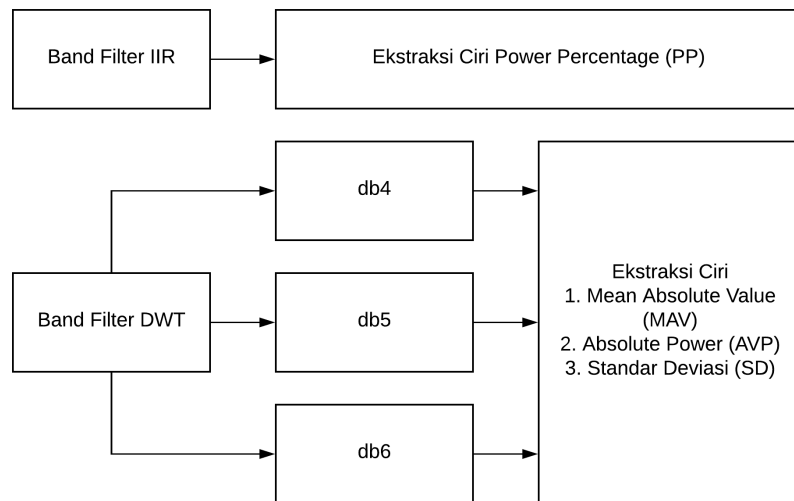


Gambar 3.6 Dekomposisi sinyal EEG dengan menggunakan DWT

Pada penelitian ini rumpun DWT yang digunakan adalah *daubechies* (db). Tipe yang digunakan pada rumpun *daubechies* adalah db4 hingga db6. Pemilihan DWT rumpun db dengan tipe tertentu dikarenakan fungsi skala yang digunakan serupa dengan sinyal biomedis seperti *electrocardiograph* (ECG) maupun EEG.

3.3 Metode Pengolahan Data

Data yang telah melalui proses persiapan pengolahan data selanjutnya akan dianalisis lebih lanjut pada tahap pengolahan data. Pada tahap pengolahan data ini data sinyal EEG akan diekstraksi cirinya. Metode yang digunakan pada pengolahan data dapat dilihat pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Metode pengolahan data

3.3.1 Ekstraksi Ciri

Pada tahap sebelumnya, sinyal EEG dibagi menjadi beberapa gelombang dengan dua metode yang berbeda, yaitu filter IIR dan DWT. Pada tahap ini ekstraksi ciri yang akan digunakan juga berbeda antara hasil filter IIR dan DWT. Untuk gelombang hasil filter IIR, ciri yang diekstrak adalah Power Percentage (PP). Persamaan 2.5 digunakan untuk mendapatkan nilai PP. Khusus untuk ekstraksi ciri dengan menggunakan PP, terdapat empat gelombang tambahan yang merupakan pecahan dari gelombang α dan β . Gelombang tersebut adalah α_{low} (8 – 9 Hz), α_{high} (10 – 12 Hz), β_{low} (13 – 17 Hz), dan β_{high} (18 – 30 Hz). Sehingga ciri PP akan diekstrak dari 8 gelombang, yaitu δ , θ , α , α_{low} , α_{high} , β , β_{low} , dan β_{high} . Cara ini dilakukan untuk menambah detail ciri yang dapat diekstrak dari gelombang-gelombang tersebut.

Untuk gelombang yang di ekstrak dengan menggunakan metode DWT ciri yang digunakan adalah *mean absolute value* (MAV), *average power* (AVP), dan standar deviasi (SD). Persamaan 3.4, Persamaan 3.5, dan Persamaan 3.6 digunakan untuk menghitung nilai MAV, AVP, dan SD secara berurutan. Nilai μ pada Persamaan 3.6 didapatkan dengan menggunakan Persamaan 3.3. Dengan T adalah periode atau panjang segmen, x_i gelombang pada segmen ke i , dan μ adalah nilai *mean* gelombang EEG dari segmen ke- i .

$$\mu = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T x_i \quad (3.3)$$

$$MAV = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |x_i| \quad (3.4)$$

$$AVP = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |x_i|^2 \quad (3.5)$$

$$SD = \frac{1}{T-1} \sum_{i=1}^T (x_i - \mu)^2 \quad (3.6)$$

3.4 Klasifikasi

Pada tahap ini vektor ciri yang telah dihasilkan dalam proses ekstraksi ciri akan diklasifikasi ke dalam dua kelas. Kelas pertama merupakan kelas kondisi tidak lelah mental yang diwakili oleh data sinyal EEG yang didapatkan dari tahapan pra-induksi kelelahan mental. Kelas kedua merupakan kelas kondisi lelah mental yang diwakili oleh data sinyal EEG dari tahapan pasca-induksi kelelahan mental. Untuk memvalidasi kedua kelas tersebut, hasil kecepatan waktu respons terhadap stimulus Go/NoGo serta hasil dari kuesioner SOFI akan digunakan. Selain itu, untuk mengetahui performa ciri yang dipilih, beberapa metode klasifikasi digunakan dalam penelitian ini. Metode-metode tersebut adalah *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA), dan Support Vector Machine (SVM) dengan dua kernel yang berbeda yaitu *polynomial* (SVM-P) dan *radian basis function* (SVM-RBF).

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengukuran baik secara subjektif, kognitif, dan dengan menggunakan sinyal EEG akan dibahas pada bagian ini. Pada pengukuran secara subjektif, ke lima dimensi yang digunakan dalam kuesioner SOFI akan dibandingkan antara kondisi sebelum induksi dan setelah induksi kelelahan mental. Dari pengukuran subjektif dengan menggunakan kuesioner SOFI juga akan diketahui faktor-faktor yang dapat dipengaruhi oleh kelelahan mental. Selanjutnya, hasil RT dari uji kognitif dengan stimulus Go/NoGo juga akan dibahas berkaitan dengan korelasinya dengan kuesioner SOFI untuk menemukan jawaban apakah pengukuran secara subjektif memiliki korelasi dengan pengukuran dengan menggunakan uji kemampuan kognitif.

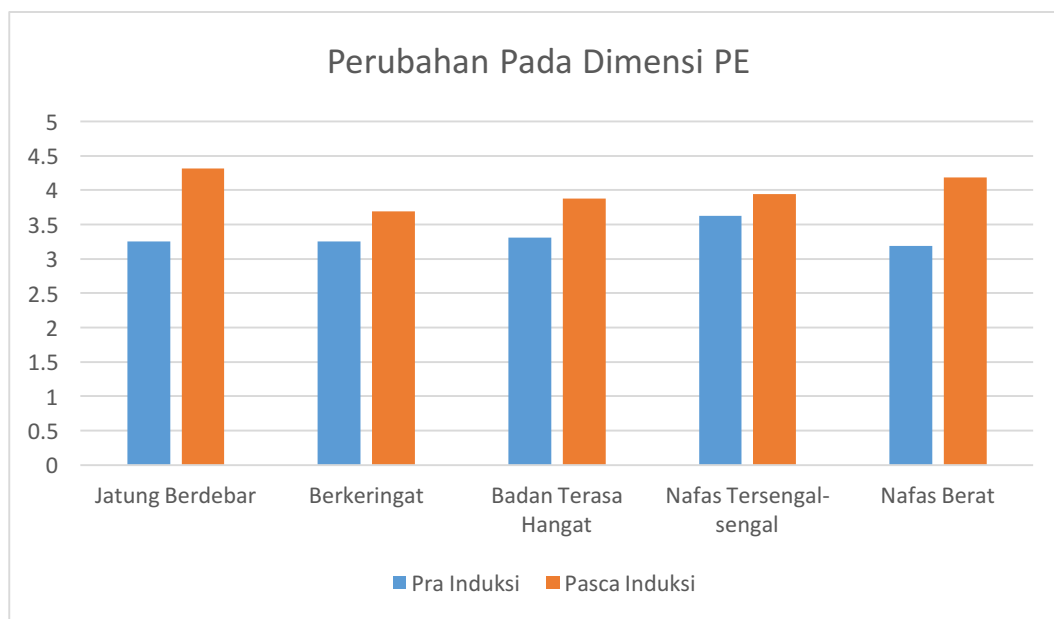
Selanjutnya, analisis akan dilakukan pada pengukuran menggunakan sinyal EEG. Dimulai dari melakukan prosedur-prosedur dalam tahapan pra pengolahan data. Pada tahap pra pengolahan data, tahapan yang terpenting dan harus diperhatikan dengan lebih mendetail adalah proses pemisahan sinyal EOG dari sinyal EEG. Data sinyal EEG yang telah melewati proses pra pengolahan data kemudian akan masuk pada tahap ekstraksi ciri. Pada tahap terakhir, kondisi kelelahan mental akan dideteksi dengan menggunakan algoritma LDA, QDA, SVM-P, dan SVM-RBF.

4.1 Hasil Pengukuran Subjektif

Pada pengukuran kondisi kelelahan mental dengan metode subjektif, partisipan diminta untuk menggambarkan kondisi kelelahan yang di alami saat itu berdasarkan pertanyaan-pertanyaan yang diberikan. Pada kuesioner SOFI, seperti yang telah dijelaskan pada BAB 2, terdapat 25 pertanyaan yang dibagi menjadi 5 kelompok dimensi. Skala yang digunakan SOFI untuk menggambarkan kondisi partisipan menggunakan skala 1 hingga 10. Skala 1 digunakan untuk menggambarkan kondisi partisipan tidak mengalami sensasi sama sekali dari apa yang digambarkan oleh pertanyaan pada kuesioner. Sebaliknya, skala 10 digunakan untuk menggambarkan kondisi partisipan sangat sesuai dengan kuesioner. Untuk

batasan skala yang merepresentasikan kondisi kelelahan mental, tidak ada kesepakatan ataupun penelitian sebelumnya yang menyatakan ada batasan-batasan tertentu pada SOFI yang dapat digunakan untuk menentukan kondisi kelelahan mental atau tidak. Kuesioner SOFI yang digunakan pada penelitian ini mengacu pada Lampiran 1 namun dipresentasikan dalam bentuk digital yang dapat di akses pada <https://s.id/sofiid>. Kuesioner SOFI digunakan untuk mengetahui apakah terjadi perubahan pada pengukuran SOFI antara kondisi sebelum dan sesudah induksi. Analisis pada hasil kuesioner SOFI akan dilakukan berdasarkan masing-masing dimensi yang digunakan SOFI kemudian akan dibahas hasil secara keseluruhan. Analisis akan dilakukan pada nilai rata-rata pengukuran SOFI dari seluruh partisipan yang berpartisipasi dalam penelitian ini.

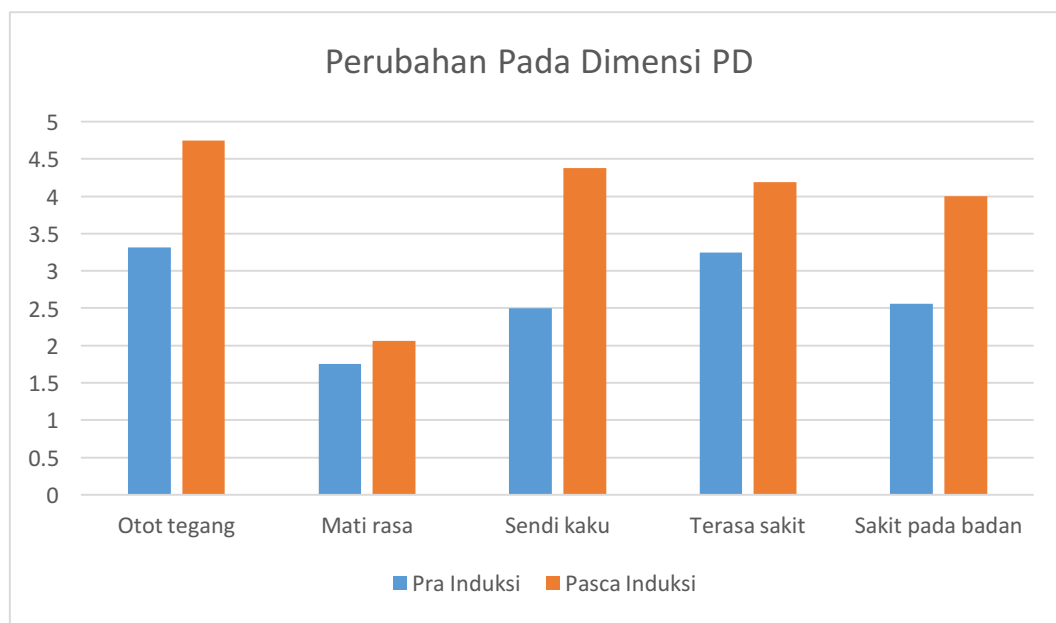
Dimensi pertama adalah pengerahan tenaga fisik atau *physical exertion* (PE) . Tenaga fisik yang dimaksud dalam dimensi ini adalah kemampuan otot dalam beraktivitas dan berkontraksi. PE dalam paradigma SOFI digunakan untuk menggambarkan kondisi kelelahan secara fisik. Dari kelima kondisi dalam dimensi PE, seluruh kondisi mengalami tren peningkatan dari kondisi pra induksi ke kondisi pasca induksi. Gambar 4.1 menunjukkan grafik peningkatan pada kondisi-kondisi yang menggambarkan dimensi PE.



Gambar 4.1 Tren peningkatan kondisi kelelahan pada dimensi PE dalam SOFI

Meskipun seluruh kondisi dalam PE menunjukkan tren peningkatan, jika ditinjau dari nilai rata-rata peningkatan elemen-elemen dalam PE, hanya terjadi peningkatan sebesar 0.625 poin. Peningkatan terbesar dari dimensi PE terjadi pada kondisi “Jantung Berdebar”. Pada kondisi tersebut, terjadi peningkatan sebesar 1.0625 poin. Sehingga dapat disimpulkan bahwa, tidak ada dampak yang signifikan dari induksi kognitif pada kondisi-kondisi dalam dimensi PE, namun tetap terjadi peningkatan pada dimensi PE. Peningkatan pada dimensi PE membuktikan bahwa dimensi PE juga dipengaruhi oleh dimensi lain dalam pengukuran subjektif dengan menggunakan SOFI.

Analisis dilanjutkan pada dimensi tidak nyaman secara fisik atau *physical discomfort* (PD). Dimensi PD juga digunakan dalam menggambarkan kondisi kelelahan secara fisik, yaitu dengan menggambarkan dampak yang dirasakan oleh tubuh partisipan. Hasil yang ditunjukkan oleh dimensi PD pada penelitian ini juga mengalami tren peningkatan. Gambar 4.2 merupakan grafik tren peningkatan pada kondisi-kondisi yang menggambarkan dimensi PD.

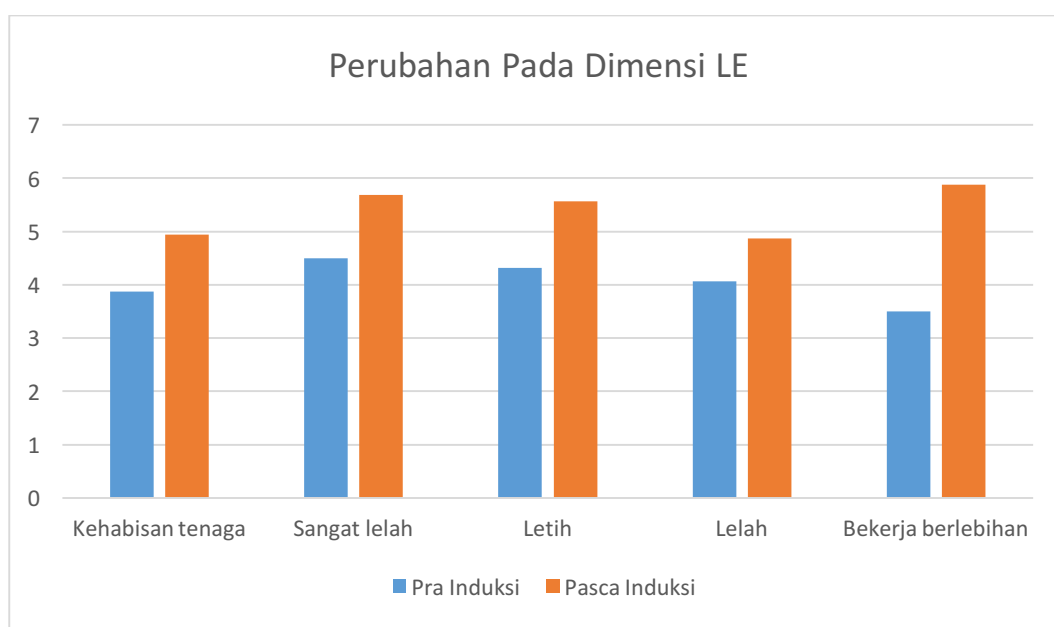


Gambar 4.2 Tren peningkatan pada dimensi PD dalam SOFI

Secara keseluruhan terdapat peningkatan pada seluruh kondisi dalam PD, yaitu sebesar 1.2 poin. Peningkatan tertinggi terjadi pada kondisi sendi kaku, yaitu sebesar 1.875 poin. Dari hasil wawancara yang dilakukan, seluruh partisipan

merasakan sakit pada bagian jari yang digunakan untuk pengerjaan tes Pauli. Selain itu, dari pengamatan langsung yang dilakukan pada saat proses induksi, partisipan cenderung dalam posisi tetap pada saat mengerjakan tes Pauli. Proses tersebut memungkinkan menjadi penyebab naiknya tingkat kelelahan pada elemen sendi kaku dalam lingkup dimensi PD. Namun, pada dimensi PD secara umum dapat disimpulkan tidak ada peningkatan yang cukup signifikan.

Selanjutnya analisis beralih pada dimensi kekurangan energi atau *lack of energy* (LE). Dimensi LE digunakan untuk menggambarkan kondisi kekurangan energi secara umum dan berdampak pada kelelahan baik secara fisik maupun mental. Tren peningkatan kembali terjadi pada dimensi LE untuk semua kondisi. Grafik peningkatan kondisi-kondisi dalam LE dapat dilihat pada Gambar 4.3.

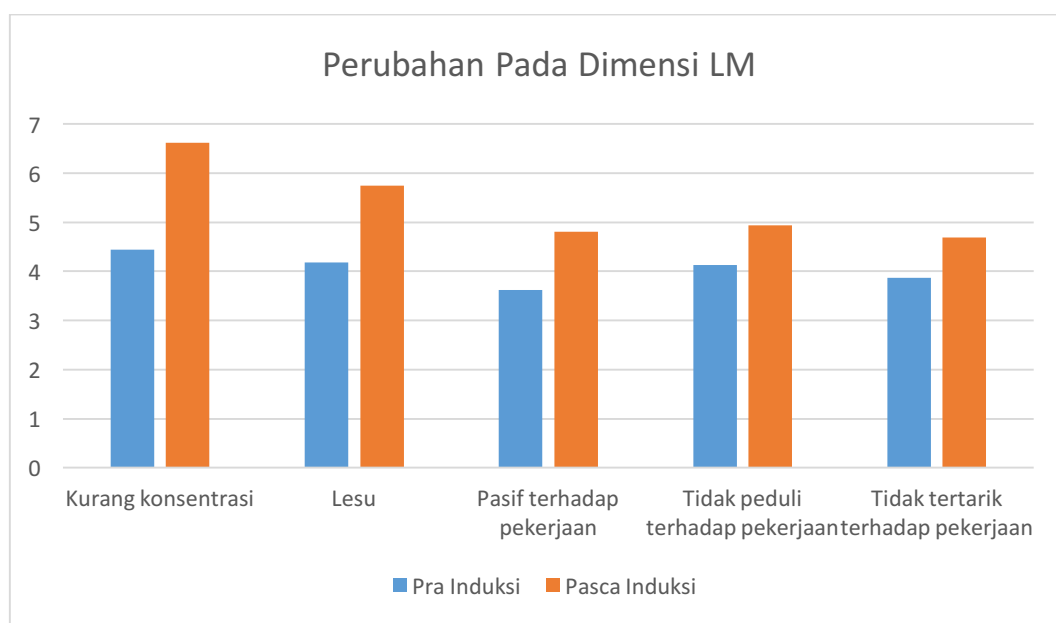


Gambar 4.3 Tren peningkatan pada dimensi LE dalam SOFI

Secara keseluruhan pada kondisi-kondisi dalam dimensi LE mengalami peningkatan sebesar 1.3375 poin. Satu hal yang menarik dari hasil yang digambarkan oleh dimensi LE. Pada kondisi bekerja secara berlebihan terjadi peningkatan yang cukup tinggi yaitu 2.375 poin, dengan nilai pada pra induksi adalah sebesar 3.5 poin dan pada pasca induksi sebesar 5.875. Lebih dari separuh pada skala yang digunakan oleh SOFI muncul pada hasil penilaian dimensi LE. Hal ini dapat menggambarkan induksi yang digunakan memberikan dampak yang

cukup signifikan dalam hal tingkat ketahanan partisipan dalam melakukan aktivitas kognitif. Namun, secara rata-rata keseluruhan, LE tidak meningkat secara signifikan.

Analisis dilanjutkan pada dimensi SOFI untuk menggambarkan kondisi kelelahan secara mental. Dimensi pertama adalah dimensi kurang motivasi atau *lack of motivation* (LM). Dari kondisi-kondisi yang digunakan, tidak ada satupun kondisi yang menggambarkan kondisi kelelahan fisik. Sehingga, dapat dipastikan dimensi LM hanya akan mengukur kondisi kelelahan yang dipengaruhi oleh mental atau disebabkan oleh aktivitas kognitif. Hasil pada kondisi-kondisi dalam LM secara keseluruhan juga menunjukkan peningkatan dengan rata-rata peningkatan sebesar 1.3125 poin. Grafik peningkatan pada dimensi LM dapat dilihat pada Gambar 4.4.

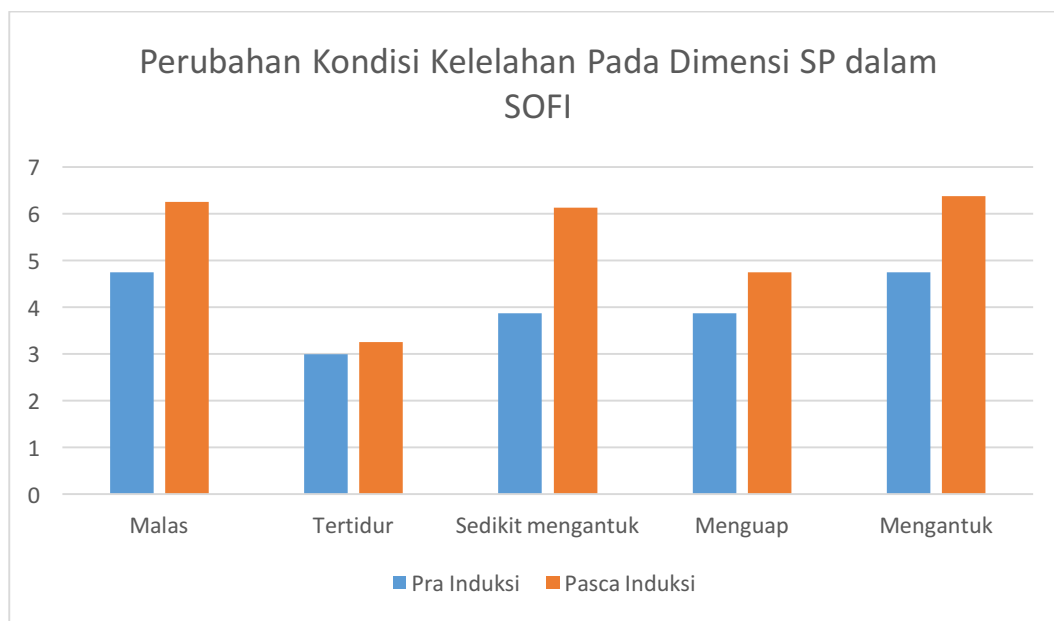


Gambar 4.4 Tren peningkatan kondisi lelah pada dimensi LM dalam SOFI

Terdapat fenomena yang menarik pada hasil yang ditunjukkan oleh dimensi LM. Terjadi peningkatan yang cukup signifikan pada kondisi “kurang konsentrasi”. Terjadi peningkatan sebesar 2.1875 poin dari kondisi pra induksi sebesar 4.4375 ke kondisi pasca induksi sebesar 6.625. Kembali, separuh skala SOFI dilampaui dalam dimensi LM. Fenomena ini dapat menggambarkan efek aktivitas kognitif dalam waktu yang lama, namun secara kontradiksi juga dapat

menggambarkan tingkat kebosanan partisipan dalam aktivitas kognitif. Jika rasa bosan yang muncul pada partisipan, seharusnya pada kondisi “tidak peduli terhadap pekerjaan” dan “tidak tertarik pada pekerjaan” mengalami peningkatan yang signifikan. Akan tetapi dalam penelitian ini, kedua kondisi tersebut memiliki nilai peningkatan yang sama yaitu sebesar 0.8125 poin. Sehingga, kesimpulan cenderung pada proses induksi yang dilakukan mempengaruhi tingkat konsentrasi partisipan.

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan bahwa kondisi lelah berada di antara kondisi terjaga dan tertidur. Untuk mengukur fenomena tersebut, SOFI menggunakan dimensi kantuk atau *sleepy* (SP) untuk menggambarkan tingkat kantuk yang di alami oleh seseorang berkaitan dengan kondisi lelah secara mental. Peningkatan kondisi kelelahan juga terjadi pada dimensi SP pada seluruh kondisi-kondisi yang menggambarannya. Gambar 4.5 merupakan grafik yang menggambarkan peningkatan dimensi SP dari kondisi pra ke kondisi pasca induksi.

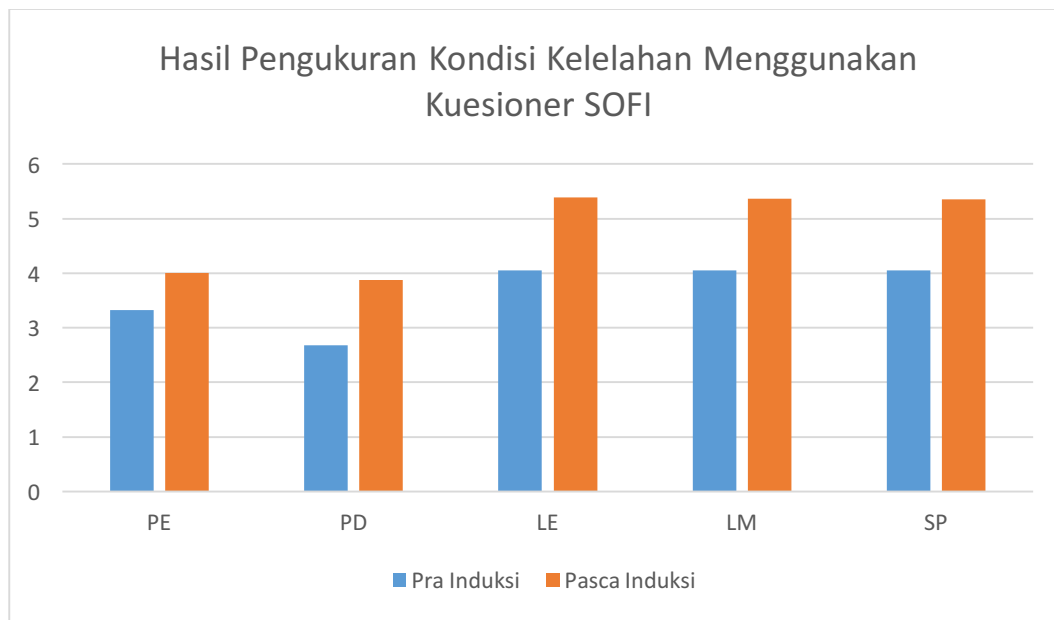


Gambar 4.5 Tren peningkatan kondisi lelah pada dimensi SP

Secara keseluruhan, peningkatan yang terjadi pada dimensi SP sebesar 1.3 poin. Namun, dari hasil yang direpresentasikan oleh Gambar 4.5 terdapat beberapa fenomena menarik untuk dilakukan analisis lebih lanjut. Pada dimensi SP, terdapat peningkatan sebesar 1.5 poin terjadi pada kondisi “malas”. Kemudian kenaikan cukup signifikan juga terjadi pada kondisi “sedikit mengantuk” dan “mengantuk”,

yaitu sebesar 2.25 dan 1.625 secara berurutan. Fenomena menarik yang pertama adalah, terdapat tiga kondisi yang mengalami peningkatan dan menunjukkan skala lebih dari 5 pada skala SOFI. Sehingga dapat diartikan, sensasi yang dirasakan oleh partisipan pada kondisi tersebut cukup kuat. Meninjau kembali pada hasil kondisi “kurang konsentrasi” pada dimensi LM yang juga menunjukkan peningkatan pada skala lebih dari 5, terdapat kemungkinan bahwa kondisi “kurang konsentrasi” juga berdampak pada turun dan naiknya sensasi yang dirasakan oleh partisipan pada kondisi “malas”, “sedikit mengantuk”, dan “mengantuk”. Fenomena yang kedua adalah terdapat indikasi inkonsistensi pada dimensi SP. Inkonsistensi terjadi pada kondisi “sedikit mengantuk” dan “mengantuk”. Kedua kondisi ini seharusnya saling kontradiksi, karena tidak dimungkinkan merasakan sensasi sedikit mengantuk bersamaan dengan mengantuk. Jika dianalogikan, tingkatan sedikit mengantuk ada di bawah kondisi mengantuk, sehingga nilai keduanya seharusnya saling kontradiksi. Namun, hasil kuesioner SOFI pada dimensi SP yang dilakukan pada penelitian ini menunjukkan tren yang serupa yaitu peningkatan. Penilaian yang diberikan oleh partisipan juga cenderung sama, baik pada kondisi pra maupun pasca induksi. Hasil ini dapat menandakan bahwa pengukuran kelelahan mental menggunakan metode subjektif rentan akan inkonsistensi karena sifat subjektif yang dimiliki. Masalah lain yang mungkin menjadi penyebab fenomena tersebut adalah partisipan tidak dapat membedakan antara kondisi sedikit mengantuk dan mengantuk sehingga terjadi ambiguitas.

Namun secara umum, keseluruhan dimensi pada pengukuran kelelahan mental dengan menggunakan kuesioner SOFI pada penelitian ini mengalami peningkatan akibat aktivitas induksi kognitif yang dilakukan oleh partisipan. Gambar 4.6 merupakan grafik peningkatan kondisi kelelahan yang dialami oleh partisipan pada semua dimensi SOFI.

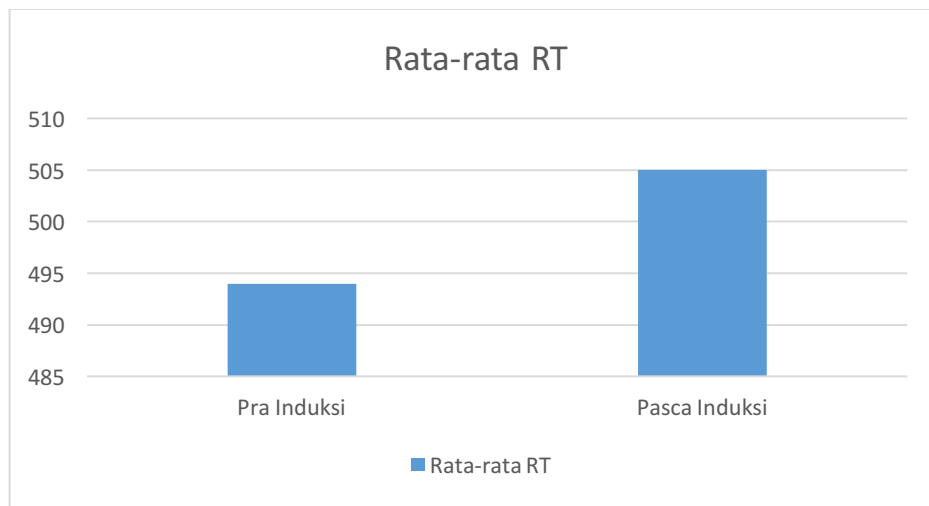


Gambar 4.6 Hasil pengukuran kelelahan dengan menggunakan kuesioner SOFI

Terdapat 3 dimensi yang menunjukkan peningkatan yang signifikan, yaitu dimensi LE, LM, dan SP. Ketiga dimensi tersebut merupakan dimensi pada SOFI yang digunakan untuk menggambarkan kondisi kelelahan mental. Sehingga, hasil ini menandakan bahwa, induksi dengan menggunakan uji kemampuan kognitif aritmatika dapat menyebabkan timbulnya kondisi kelelahan secara mental. Untuk memvalidasi hasil pengukuran kondisi kelelahan mental secara subjektif, maka diperlukan analisis lanjutan pada hasil RT dari pengukuran secara kognitif menggunakan stimulus Go/NoGo. Pembahasan mengenai hasil dan analisa RT akan dibahas pada subbab selanjutnya.

4.2 Hasil Pengukuran Kognitif

Setelah mengetahui hasil pengukuran secara subjektif, analisis dilanjutkan pada hasil RT dari stimulus Go/NoGo. Telah dijelaskan pada bab sebelumnya, partisipan akan melakukan uji kemampuan kognitif dengan stimulus Go/NoGo selama 5 menit. Dalam durasi tersebut, terdapat 71 stimulus yang muncul dan akan digunakan dalam analisis RT pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental. Gambar 4.7 merupakan hasil RT dari aktivitas kognitif Go/NoGo pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental.



Gambar 4.7 Hasil RT dari stimulus Go/NoGo pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental

Nilai RT yang digunakan dalam penelitian ini adalah RT dari hasil respons yang benar, yaitu respons terhadap stimulus Go yang muncul. Secara rata-rata, hasil RT menunjukkan peningkatan selama 11ms untuk setiap partisipan dalam penelitian ini. Meningkatnya RT berarti terjadi penurunan performa dari partisipan dalam merespons stimulus yang muncul pada Go/NoGo. Hasil pengukuran dengan menggunakan uji kemampuan kognitif yang telah dilakukan, menunjukkan korelasi dengan pengukuran dengan menggunakan kuesioner subjektif SOFI. Keduanya memiliki tren peningkatan dari kondisi pra induksi ke pasca induksi kelelahan mental. Selanjutnya, dari hasil yang diperoleh tersebut, akan digunakan sebagai pelabelan kondisi kelelahan mental.

4.3 Hasil Pengolahan Sinyal EEG

Pada subbab sebelumnya, diperoleh hasil yang berkorelasi antara pengukuran dengan menggunakan alat ukur subjektif dengan pengukuran menggunakan uji kemampuan kognitif. Keduanya memiliki tren peningkatan dari kondisi pra ke pasca induksi. Berdasarkan hasil tersebut, dilakukan pelabelan pada data sinyal EEG yang didapatkan dari hasil perekaman pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental. Sinyal EEG yang direkam pada kondisi pra induksi kelelahan mental akan diberi label sebagai kondisi normal atau terjaga. Sebaliknya, untuk sinyal EEG yang direkam pada saat kondisi pasca induksi kelelahan mental akan diberi label sebagai kondisi lelah secara mental. Dari data sinyal EEG yang

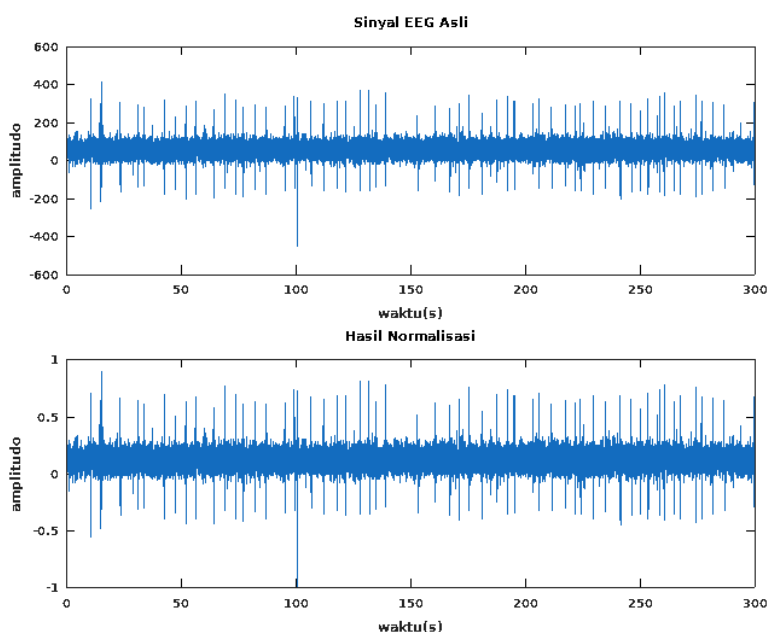
telah didapatkan, terdapat 8 data sinyal EEG yang diberi label kondisi normal atau terjaga, dan 8 data sinyal EEG yang diberi label kondisi lelah secara mental. Pada bagian ini akan dipaparkan hasil pengolahan sinyal EEG mulai dari pra pengolahan data hingga klasifikasi kondisi kelelahan mental.

4.3.1 Hasil Pra Pengolahan Data Sinyal EEG

Pada bagian ini akan dipaparkan hasil pra pengolahan data sinyal EEG sesuai dengan metodologi yang telah digunakan dalam penelitian ini.

4.3.1.1 Hasil Normalisasi Sinyal EEG

Persamaan 3.1 digunakan untuk mendapatkan nilai normalisasi. Dari semua data sinyal EEG yang didapatkan baik dari label terjaga dan kondisi lelah mental, seluruhnya dapat dilakukan normalisasi. Hasil normalisasi sinyal EEG dapat dilihat pada Gambar 4.8.

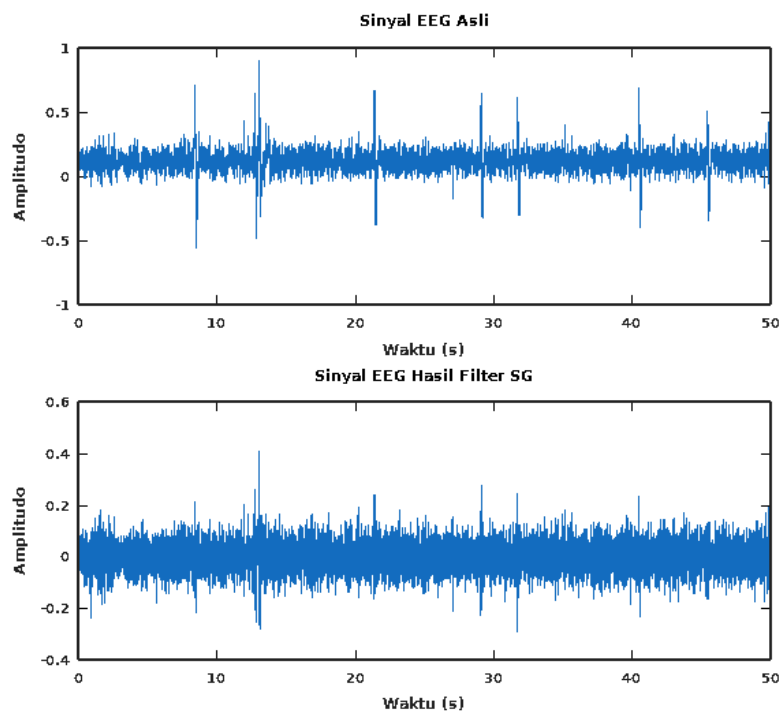


Gambar 4.8 Sinyal EEG hasil normalisasi

4.3.1.2 Hasil Pemisahan Sinyal EOG dari Sinyal EEG

Sinyal EEG yang telah melewati proses normalisasi kemudian dipisahkan dari sinyal EOG yang tercampur di dalamnya. Lebar jendela konvolusi yang digunakan pada filter SG sebesar 103 data poin. Hasil tersebut merupakan hasil filter terbaik dari percobaan yang dilakukan dengan menggunakan lebar jendela

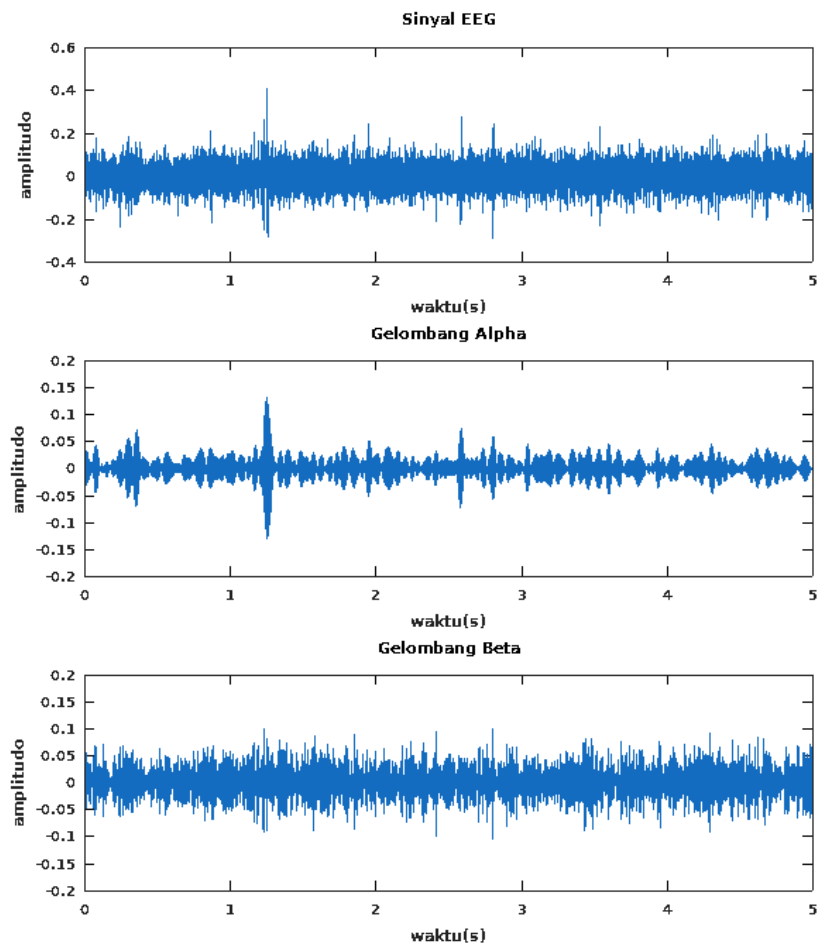
konvolusi yang bervariasi. Besar lebar jendela konvolusi tersebut berdasarkan separuh dari durasi waktu kedipan mata yaitu sekitar 200ms dengan frekuensi sampel sebesar 512 Hz. Gambar 4.9 merupakan contoh hasil sinyal EEG yang telah terpisah dengan sinyal EOG dengan menggunakan filter SG. Sinyal EEG hasil filter SG kemudian akan di segmentasi sesuai dengan metodologi yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4.9 Hasil filter SG pada sinyal EEG

4.3.1.3 Hasil Filter Band Dengan Filter IIR

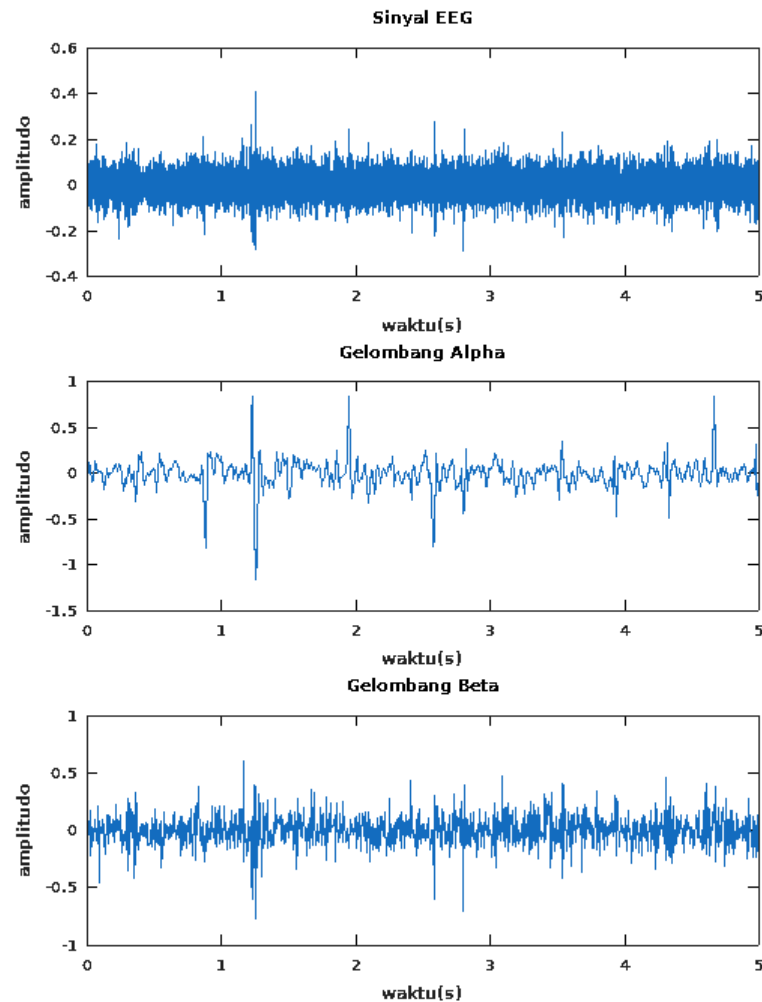
Sinyal yang telah disegmentasi kemudian akan dibagi menjadi 4 gelombang utama, yaitu δ , θ , α , dan β . Selanjutnya untuk mempermudah proses ekstraksi ciri, gelombang tambahan yaitu, α_{low} , α_{high} , β_{low} , β_{high} juga di ekstraksi pada proses ini. Hasil dari filter band dengan menggunakan IIR tidak menyebabkan reduksi panjang data sinyal EEG dari sinyal aslinya. Sehingga, kedelapan gelombang yang diekstrak memiliki panjang data yang sama. Gambar 4.10 merupakan contoh hasil filter band menggunakan IIR pada data sinyal EEG yang sama untuk gelombang α dan β pada kelompok segmen W1 pada segmen pertama.



Gambar 4.10 Gelombang alpha dan beta hasil filter IIR

4.3.1.4 Hasil Filter Band Dengan DWT

Selain dengan menggunakan filter IIR, gelombang δ , θ , α , dan β juga akan diekstraksi dengan menggunakan dekomposisi DWT. Berbeda dengan perlakuan pada filter IIR, tidak ada gelombang tambahan pada proses ekstraksi gelombang dengan menggunakan DWT. Karena DWT merupakan metode untuk menganalisis sinyal dalam domain waktu-frekuensi, maka panjang gelombang yang dihasilkan mengalami reduksi akibat dekomposisi sinyal. Pada penelitian ini hanya gelombang dari koefisien detail yang digunakan sebagai acuan gelombang δ , θ , α , dan β yang didapatkan dari keluarga DWT db dengan tipe db4, db5, dan db6. Secara berurutan gelombang δ , θ , α , dan β didapatkan dari koefisien detail pada level 8, 7, 6, dan 5. Contoh hasil ekstraksi gelombang α , dan β dengan menggunakan db4 pada kelompok segmen W1 pada segmen pertama dapat dilihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Gelombang hasil alpha dan beta dari DWT menggunakan db4

4.3.2 Hasil Ekstraksi Ciri

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai hasil ekstraksi ciri berdasarkan hasil ekstraksi gelombang pada tahap sebelumnya. Gelombang dari hasil filter band IIR akan diekstraksi dengan menggunakan ciri PP, sedangkan gelombang dari hasil ekstraksi gelombang dengan DWT akan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD.

4.3.2.1 Hasil Ekstraksi Ciri Power Percentage (PP)

Ekstraksi ciri PP hanya akan diterapkan pada gelombang sinyal EEG yang didapatkan dari proses ekstraksi gelombang dengan menggunakan filter band IIR. Tiap gelombang tersebut kemudian diekstraksi ciri PP-nya. Berdasarkan pengamatan hasil ekstraksi ciri PP yang telah digunakan, ciri PP dari gelombang δ tidak akan digunakan dalam proses klasifikasi. Hal ini disebabkan karena nilai ciri

PP dari gelombang δ memiliki nilai yang tidak signifikan dan mendekati nilai 0. Sehingga, dari 8 gelombang yang dihasilkan oleh filter band IIR, hanya ada 7 gelombang yang digunakan berdasarkan ciri PP yang diekstrak. Jumlah ciri PP yang dihasilkan untuk setiap kelompok segmen dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Jumlah ciri setiap kelompok segmen dari filter band IIR

No.	Kelompok Segmen	Jumlah Segmen	Total Ciri
1	Kelompok W1	5	35
2	Kelompok W2	10	70
3	Kelompok W3	20	140
4	Kelompok W4	30	210

4.3.2.2 Hasil Ekstraksi Ciri MAV, AVP, STD

Gelombang hasil dekomposisi DWT dengan db4, db5, dan db6 akan diekstraksi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD. Gelombang yang digunakan pada ekstraksi ciri MAV, AVP, dan STD hanya menggunakan gelombang δ , θ , α , dan β . Jumlah ciri yang dihasilkan pada metode ini dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Jumlah ciri setiap kelompok segmen dari dekomposisi DWT

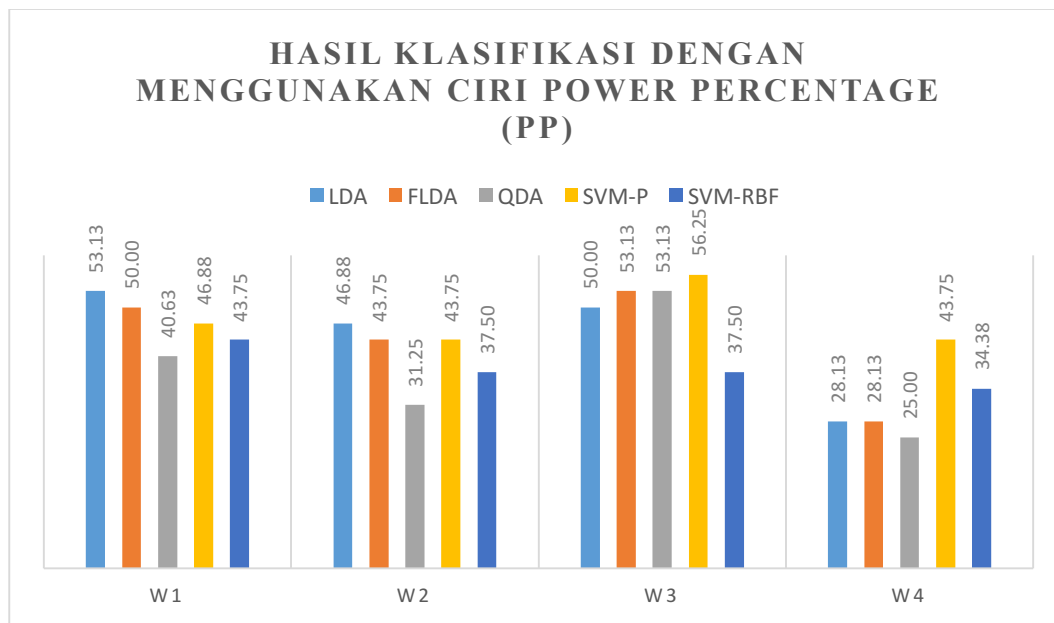
No.	Kelompok Segmen	Jumlah Segmen	Tipe db	Total Ciri
1	Kelompok W1	5	db4	60
			db5	60
			db6	60
2	Kelompok W2	10	db4	120
			db5	120
			db6	120
3	Kelompok W3	20	db4	240
			db5	240
			db6	240
4	Kelompok W4	30	db4	360

No.	Kelompok Segmen	Jumlah Segmen	Tipe db	Total Ciri
			db5	360
			db6	360

4.3.3 Hasil Klasifikasi

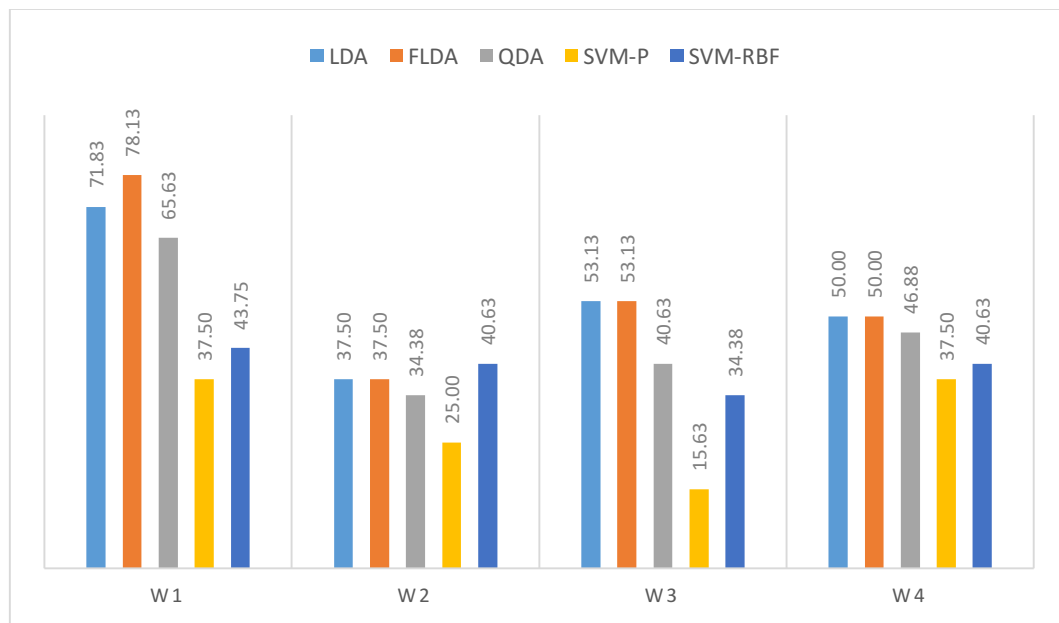
Setelah ekstraksi ciri dilakukan, selanjutnya akan dilakukan klasifikasi. Klasifikasi akan menggunakan algoritma LDA sebagai algoritma utama. Pada penelitian ini, digunakan dua fungsi LDA yang berbeda. Pertama adalah LDA dengan menggunakan fungsi yang Fisher, dan yang kedua menggunakan fungsi bayes. Untuk mempermudah penamaan algoritma LDA yang digunakan, maka penamaan LDA digunakan untuk LDA dengan fungsi bayes, sedangkan FLDA digunakan untuk LDA dengan fungsi Fisher. Sebagai pembandingan, digunakan algoritma QDA, SVM-P, dan SVM-RBF untuk melihat performa dari LDA dan FLDA.

Hasil klasifikasi dari ekstraksi ciri menggunakan ciri *power perentage* (PP) dapat dilihat pada Gambar 4.12. Hasil klasifikasi yang kurang baik dihasilkan oleh semua algoritma klasifikasi yang digunakan pada semua segmentasi. Nilai akurasi tertinggi berdasarkan ciri PP didapatkan oleh SVM-P yaitu hanya sebesar 56.25%. Permasalahan pertama dari rendahnya nilai akurasi yang dihasilkan adalah hanya satu ciri yang digunakan dalam mengekstraksi ciri dari gelombang yang dihasilkan oleh filter band IIR. Meskipun dengan variasi 7 gelombang yang telah digunakan dalam mengekstraksi ciri PP, dan menghasilkan vektor ciri yang cukup banyak, ternyata belum cukup baik untuk membedakan antara kondisi normal atau terjaga dengan kondisi kelelahan secara mental. Permasalahan kedua yang mungkin terjadi adalah algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi data ciri PP tidak sesuai model data yang dihasilkan.



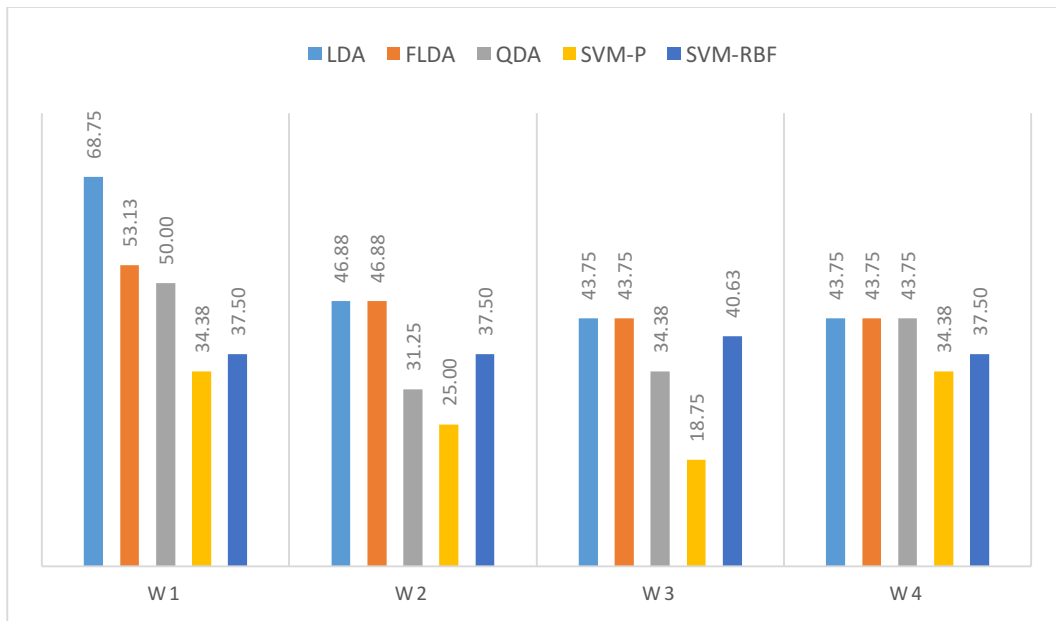
Gambar 4.12 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri PP

Selanjutnya pembahasan akan dilakukan pada ekstraksi ciri dengan menggunakan MAV, AVP, dan STD yang didapatkan dari gelombang hasil dekomposisi DWT. Gambar 4.13 merupakan hasil klasifikasi yang dilakukan pada DWT dengan menggunakan tipe db4. Hasil yang ditunjukkan oleh ketiga ciri tersebut pada gelombang hasil dekomposisi db4 menunjukkan hasil yang lebih baik, terutama pada kelompok segmentasi W1 yang menggunakan panjang segmen sebesar 60 detik. Akurasi tertinggi didapatkan dari algoritma FLDA pada segmen tersebut, yaitu sebesar 78.13%. Selain itu, terdapat nilai akurasi yang kontradiksi dibandingkan dengan hasil klasifikasi dengan menggunakan PP, yaitu tingkat akurasi yang dihasilkan oleh algoritma SVM-P pada kelompok segmen W3. Terjadi penurunan yang sangat drastis dari 56.13% dengan menggunakan ciri PP hasil IIR ke 15.63% dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD dari hasil DWT db4.

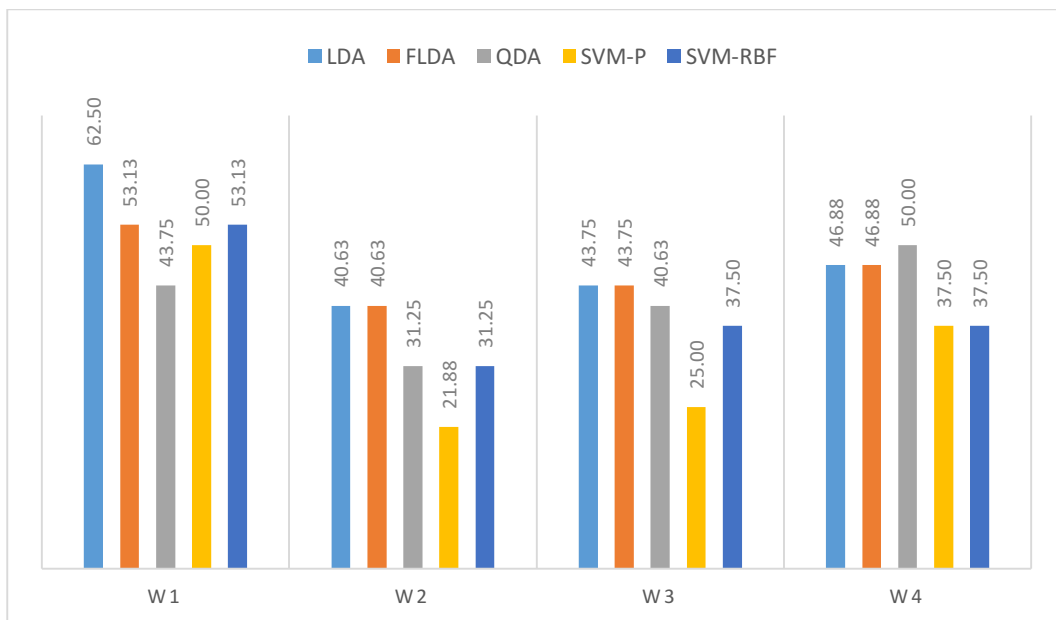


Gambar 4.13 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db4

Dengan menggunakan ciri yang sama, yaitu MAV, AVP, dan STD, dilakukan percobaan pada gelombang yang dihasilkan oleh db5 dan db6. Gambar 4.14 merupakan hasil klasifikasi pada gelombang yang dihasilkan oleh db5. Dari hasil tersebut, secara keseluruhan dapat disimpulkan terjadi penurunan akurasi dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dari gelombang yang dihasilkan oleh db4. Penurunan juga terjadi pada akurasi yang dihasilkan oleh db6, bahkan secara keseluruhan, hasil akurasi dari gelombang yang dihasilkan oleh db6 lebih rendah dari db5. Gambar 4.15 menunjukkan hasil klasifikasi dari gelombang yang dihasilkan oleh db6.



Gambar 4.14 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db5



Gambar 4.15 Hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri MAV, AVP, dan STD pada DWT db6

BAB 5

KESIMPULAN

Pada penelitian ini digunakan paradigma segmentasi untuk mendeteksi kelelahan mental dengan menggunakan sinyal EEG satu kanal. Pemanfaatan filter SG dalam proses pemisahan sinyal EOG dari sinyal EEG juga diusulkan sebagai solusi alternatif jika sinyal EEG bersumber dari satu kanal. Percobaan dengan menggunakan dua metode berbeda dalam membagi sinyal EEG dalam gelombang-gelombang tertentu dan dengan menggunakan ekstraksi ciri yang berbeda juga memberikan paradigma baru dalam mendeteksi kelelahan mental.

Dari metode yang telah diusulkan, pemanfaatan ciri PP yang didapatkan dari gelombang hasil proses filter band IIR tidak menghasilkan akurasi yang cukup baik pada seluruh kelompok segmen yang diusulkan. Akurasi tertinggi sebesar 78.13% didapatkan dari ciri MAV, AVP, dan STD dengan memanfaatkan gelombang hasil dari proses dekomposisi DWT dengan menggunakan tipe db4. Akurasi tersebut didapatkan dengan membagi sinyal ke dalam beberapa segmen dengan durasi 60 detik. Hasil tersebut menandakan bahwa pengolahan sinyal EEG untuk deteksi kondisi kelelahan mental dapat dilakukan dalam domain waktu-frekuensi dan dapat menghasilkan akurasi yang cukup baik dengan ekstraksi ciri yang sederhana. Pemanfaatan algoritma klasifikasi LDA dengan fungsi Fisher juga terbukti memberikan performa yang cukup baik pada kelompok data biner. Pada penelitian ini, pengelompokan data biner diwakili oleh label kondisi normal atau terjaga dan kondisi kelelahan mental. Pembagian gelombang ke dalam segmen-segmen juga memberikan paradigma baru dalam mendeteksi kondisi kelelahan mental dalam hal pemanfaatan sinyal EEG yang didapatkan dari satu kanal. Dengan menggunakan metode segmentasi, informasi yang didapatkan akan lebih beragam sehingga dapat memberikan data ciri kondisi kelelahan mental dengan lebih baik.

Pada penelitian ke depan, penulis akan mencoba lebih memanfaatkan metode DWT dengan menggunakan ekstraksi ciri yang lain. Dari percobaan yang telah dilakukan pada penelitian ini, DWT menunjukkan bahwa informasi mengenai ciri kondisi kelelahan mental dapat lebih mudah ditemukan pada domain waktu-

frekuensi dikarenakan sinyal EEG merupakan sinyal non-stasioner. Harapan penulis, dengan melakukan pemanfaatan metode DWT secara lebih mendalam, dapat meningkatkan akurasi meskipun sumber informasi sinyal EEG yang didapatkan hanya dari satu kanal.

DAFTAR PUSTAKA

- Abd Rahman, F. & Othman, M., 2016. Real Time Eye Blink Artifacts Removal in Electroencephalogram Using Savitzky-Golay Referenced Adaptive Filtering. In *IFMBE Proceedings*. pp. 68–71.
- Abo-Zahhad, M., Ahmed, S.M. & Abbas, S.N., 2015. A Novel Biometric Approach for Human Identification and Verification Using Eye Blinking Signal. *Ieee Signal Processing Letters*, 22(7), pp.876–880.
- Ahmed, S. et al., 2016. Fatigue differences between Asian and Western populations in prolonged mentally demanding work-tasks. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 54, pp.103–112.
- Åhsberg, E. & Gamberale, F., 1998. Perceived fatigue during physical work: An experimental evaluation of a fatigue inventory. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 21(2), pp.117–131.
- Anumas, S. & Kim, S.C., 2011. Driver fatigue monitoring system using video face images & physiological information. *BMEiCON-2011 - 4th Biomedical Engineering International Conference*, pp.125–130.
- Basmajian, J. V & De Luca, C.J., 1985. *Muscles alive*, Available at: <http://rheumatology.oxfordjournals.org/content/7/4/local/back-matter.pdf>.
- Bostanov, V., 2004. BCI competition 2003 - Data sets Ib and IIb: Feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6), pp.1057–1061.
- Candra, H. et al., 2015. Investigation of window size in classification of EEG-emotion signal with wavelet entropy and support vector machine. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2015–Novem, pp.7250–7253.

- Chai, R. et al., 2016. Classification of EEG based-mental fatigue using principal component analysis and Bayesian neural network. *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.4654–4657. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7591765/>.
- Christodoulou, C., 2005. The Assessment and Measurement of Fatigue. In J. DeLuca, ed. *Fatigue as a Window to The Brain*. MIT Press, pp. 19–36.
- Gamberale, F., 2000. Shiftwork and different dimensions of fatigue. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 26(4), pp.457–465.
- Guger, C., Ramoser, H. & Pfurtscheller, G., 2000. Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI). *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(4), pp.447–456.
- Guo, W. et al., 2015. Effects of relaxing music on mental fatigue induced by a continuous performance task: Behavioral and ERPs evidence. *PLoS ONE*, 10(8), pp.1–12.
- Hart, S.G. & Staveland, L.E., 1988. Development of NASA-TLX (Task Load Index): Result of Empirical and Theoretical Research. *Human Mental Workload*, 1, pp.239–250.
- Jap, B.T. et al., 2009. Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue. *Expert Systems with Applications*, 36(2 PART 1), pp.2352–2359.
- Kato, Y., Endo, H. & Kizuka, T., 2009. Mental fatigue and impaired response processes: Event-related brain potentials in a Go/NoGo task. *International Journal of Psychophysiology*, 72(2), pp.204–211.
- Klem, G. et al., 1958. The ten-twenty electrode system of the International Federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10(2), pp.371–375. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10590970>.
- Klem, G.H. et al., 1999. The ten-twenty electrode system of the International

- Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology. *Electroencephalography and clinical neurophysiology. Supplement*, 52(3), pp.3–6.
- Krupp, L. et al., 1989. The fatigue severity scale. Application to patients with multiple sclerosis and systemic lupus erythematosus. *Archives of Neurology*, 46(10), pp.1121–1123.
- Lal, S.K.L. & Craig, A., 2001. A critical review of the psychophysiology of driver fatigue. *Biological Psychology*, 55(3), pp.173–194.
- Langner, R. et al., 2010. Mental fatigue and temporal preparation in simple reaction-time performance. *Acta Psychologica*, 133(1), pp.64–72.
- Leung, A.W.S., Chan, C.C.H. & He, J., 2004. Structural stability and reliability of the Swedish occupational fatigue inventory among Chinese VDT workers. *Applied Ergonomics*, 35(3), pp.233–241.
- Li, P. et al., 2016. Single-channel EEG-based mental fatigue detection based on deep belief network. *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.367–370.
Available at:
https://www.engineeringvillage.com/share/document.url?mid=inspec_5b47cd1f1582bbc208aM491b10178163171&database=ins.
- Liu, J., Zhang, C. & Zheng, C., 2010. EEG-based estimation of mental fatigue by using KPCA-HMM and complexity parameters. *Biomedical Signal Processing and Control*, 5(2), pp.124–130.
- Lotte, F. & Congedo, M., 2006. A Review of Classification Algorithms for. , (November), pp.1–24.
- Maglione, A. et al., 2014. Evaluation of the workload and drowsiness during car driving by using high resolution EEG activity and neurophysiologic indices. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, 2014, pp.6238–6241.

- Mandal, B. et al., 2016. Towards Detection of Bus Driver Fatigue Based on Robust Visual Analysis of Eye State. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, PP(99), pp.1–13.
- Naito, K. et al., 2012. Real Time Doze Detection Method Using Closed Eye Time During Blink Burst and Isolated Blinks. , pp.1837–1840.
- Nazarpour, K. et al., 2008. Steady-state movement related potentials for brain computer interfacing. In *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. pp. 5310–5313.
Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4650413/>.
- Neurosky, 2013. What does the ear clip monitor? Available at:
<http://support.neurosky.com/kb/science/what-does-the-ear-clip-monitor>
[Accessed November 18, 2016].
- Qian, Z. et al., 2013. Analysis of fatigue with 3D TV based on EEG. *ICOT 2013 - 1st International Conference on Orange Technologies*, (61171059), pp.306–309.
- Roy, R.N., Charbonnier, S. & Bonnet, S., 2014. Eye blink characterization from frontal EEG electrodes using source separation and pattern recognition algorithms. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14, pp.256–264.
- Saletu, M.T. & Saletu-Zyhlarz, G., 2013. Madofinil Effect in Narcolepsy. In E. Nofzinger, ed. *Neuroimaging of Sleep and Sleep Disorders*. Cambridge University Press, pp. 231–239.
- Shen, J., Barbera, J. & Shapiro, C.M., 2006. Distinguishing sleepiness and fatigue: Focus on definition and measurement. *Sleep Medicine Reviews*, 10(1), pp.63–76.
- Stern, J.A., Boyer, D. & Schroeder, D.J., 1994. Blink Rate As a Measure of Fatigue : A Review.
- Szibbo, D., Luo, A. & Sullivan, T.J., 2012. Removal of blink artifacts in single channel EEG. *Proceedings of the Annual International Conference of the*

- IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, pp.3511–3514.
- Technologies Trans Cranial, 2012. *10 / 20 System Positioning*, Wancai, Hong Kong. Available at: http://www.transcranial.com/local/manuals/10_20_pos_man_v1_0_pdf.pdf.
- Valko, P.O. et al., 2008. Validation of the fatigue severity scale in a Swiss cohort. *Sleep*, 31(11), pp.1601–7. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19014080>.
- Wang, F. et al., 2015. EEG-based mental fatigue assessment during driving by using sample entropy and rhythm energy. *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems, IEEE-CYBER 2015*, pp.1906–1911.
- Zarjam, P. et al., 2013. Estimating cognitive workload using wavelet entropy-based features during an arithmetic task. *Computers in Biology and Medicine*, 43(12), pp.2186–1295.
- Zhang, P. et al., 2016. EEG feature selection based on weighted-normalized mutual information for mental fatigue classification. *Conference Record - IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 2016–July.
- Zhang, R. et al., 2013. Z-Score Linear Discriminant Analysis for EEG Based Brain-Computer Interfaces. *PLoS ONE*, 8(9).
- Zhao, J. et al., 2014. Research on Mental Fatigue Detection Based on Portable EEG Acquisition Equipment. , pp.5134–5137.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN 1

KUESIONER SWEDISH OCCUPATIONAL FATIGUE INVENTORY (SOFI)

A. Identitas

Nama :

Jenis Kelamin : L / P

Usia : Tahun

B. Indikator Kelelahan

Apa yang Anda rasakan setelah bekerja ? Gunakan indikator-indikator dibawah ini untuk menggambarkan perasaan yang ada rasakan sekarang. Tingkatan untuk menggambarkan perasaan dimulai dari 0 (tidak merasakan sama sekali) hingga 10 (sangat merasakan). Lingkari tingkatan sesuai dengan apa yang Anda rasakan untuk setiap indikator.

	<div><div>Tidak merasakan sama sekali</div><div>Sangat Merasakan</div></div>										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Jantung berdebar (Palpitations)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kurang konsentrasi (Lack of concern)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Malas (Lazy)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Tidak bertenaga (Worn out)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Otot tegang (Tense muscles)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Mati rasa (Numbness)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Berkeringat (Sweaty)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sangat lelah	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

	Tidak merasakan sama sekali										Sangat Merasakan
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
(Exhausted)											
Lesu (Listless)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Tertidur (Falling asleep)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Letih (Spent)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Setengah mengantuk (Drowsy)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sikap pasif terhadap pekerjaan (Passive)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sendi kaku (Stiff join)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Badan terasa hangat (Warm)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Tidak peduli terhadap pekerjaan (Indifferent)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Terasa sakit (Hurting)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nafas tersengal- sengal (Out of breath)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Menguap (Yawning)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Lelah (Drained)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Mengantuk (Sleepy)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Bekerja berlebihan (Overworked)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sakit (Aching)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nafas terasa berat	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

	<i>Tidak merasakan sama sekali</i>											<i>Sangat Merasakan</i>
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
<i>(Heavily breathing)</i>												
<i>Tidak tertarik terhadap pekerjaan yang telah dilakukan (Uninterested)</i>	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA



Nama : Muhammad Afif Hendrawan

Tempat Lahir : Pati

Tanggal Lahir : 28 November 1991

Agama : Islam

Alamat : Jl. Jambu II No. 15 Perumnas Winong Pati Jawa Tengah

Email : afif.hendrawan@gmail.com

Linkedin : www.linkedin.com/in/afifhendrawan

Riwayat Pendidikan

No.	Tingkat Pendidikan	Institusi	Tahun Lulus
1	SD	MIT Yaummi Fatimah	2004
2	SMP	SMPIT Ittihadul Muwahidin	2007
3	SMA	SMA Negeri 1 Pati	2010
4	Sarjana (S1)	Institut Teknologi Sepuluh Nopember – Departemen Sistem Informasi	2015
5	Magister (S2)	Institut Teknologi Sepuluh Nopember – Departemen Teknik Elektro Bidang Jaringan Cerdas Multimedia	2018

Sertifikasi

No.	Nama Sertifikasi	Institusi	Tahun
1	Microsoft Certified Professional (MCP)	Microsoft	2015
2	Internet Core Competency Certification (IC3) Digital Literacy	Certiport	2017